

# **DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UN MÉTODO DE FUSIÓN DE SENSORES REDUNDANTE DE BAJO COSTO**

**Gabriel Andrés Gil Vivas**

**Director: Ingeniero Andrés Felipe Calvo Salcedo**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA  
FACULTAD DE INGENIERÍAS  
INGENIERÍA ELECTRÓNICA  
PEREIRA  
2017**

## Contenido

1. INTRODUCCIÓN .....	7
2. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA .....	8
3. JUSTIFICACIÓN.....	10
4. OBJETIVOS.....	11
4.1. OBJETIVO GENERAL.....	11
4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	11
5. MARCO DE REFERENCIA .....	12
5.1. ESTADO DEL ARTE .....	12
5.2. MARCO TEORICO .....	13
5.2.1. SENSOR DE TEMPERATURA .....	13
5.2.2. AMPLIFICADOR NO INVERSOR.....	14
5.2.3. TARJETA DE ADQUISICIÓN DE DATOS .....	14
5.2.4. COMUNICACIÓN ZIGBEE.....	15
5.2.5. COVARIANZA .....	17
5.2.6. VARIANZA.....	17
5.2.7. FILTRO DE KALMAN.....	17
5.2.8. EL FILTRO LOCAL DE KALMAN DE ESTADO ESTACIONARIO.....	19
5.2.9. EL FILTRO DE KALMAN DE ESTADO ESTACIONARIO DE FUSIÓN DE INTERSECCIÓN DE COVARIANZA.....	20
6. METODOLOGÍA .....	23
6.1. DESARROLLAR UN SISTEMA DE SIMULACIÓN DE FUSIÓN DE SENSORES. ....	23
6.1.1. SIMULACIÓN PARA SENSORES MULTI-FRECUENCIA.....	24
6.1.2. SIMULACIÓN PARA SENSORES REDUNDANTES. ....	26
6.2. DISEÑAR E IMPLEMENTAR UN SISTEMA ELECTRÓNICO.....	27
6.2.1. CIRCUITO DE ACONDICIONAMIENTO. ....	27
6.2.2. TARJETA DE ADQUISICIÓN.....	28
6.2.3. COMUNICACIÓN INALÁMBRICA.....	29
6.3. IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA. ....	30
6.4. PRUEBAS IMPLEMENTADAS.....	31
7. RESULTADOS.....	33

7.1.	RESULTADOS EN LA SIMULACIÓN DE FUSIÓN DE SENSORES. ....	33
7.1.1.	SENSORES MULTI-FRECUENCIA. ....	33
7.1.2.	SENSORES REDUNDANTES. ....	37
7.2.	RESULTADOS EN AMBIENTE REAL. ....	39
7.2.1.	PRUEBA MEDICIÓN TEMPERATURA AMBIENTE. ....	39
7.2.2.	PRUEBA EN UN AMBIENTE CONTROLADO. ....	41
8.	CONCLUSIONES .....	56
9.	TRABAJOS FUTUROS .....	57
10.	BIBLIOGRAFÍA .....	58

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Sensor LM35.....	13
Figura 2 Circuito amplificador no inversor .....	14
Figura 3 Arduino MEGA 2560.....	15
Figura 4 Modulo XBes PRO S2 .....	16
Figura 5 Las elipses de covarianza .....	21
Figura 6 Esquema general del módulo de fusión. ....	23
Figura 7 Diagrama de flujo generación de señales.....	24
Figura 8 Diagrama de flujo generación de señales con fusión de datos.....	25
Figura 9 Diagrama de flujo fusión de sensores redundantes.....	26
Figura 10 Diseño y circuito de acondicionamiento en EAGLE. ....	27
Figura 11 Diagrama de flujo código de adquisición de la tarjeta Arduino.....	28
Figura 12 Configuración módulos XBee.....	29
Figura 13 Diagrama de flujo de adquisición de datos en Matlab. ....	30
Figura 14 Diagrama de flujo fusión de sensores con filtro de Kalman. ....	31
Figura 15 Equipo patrón de temperatura. ....	32
Figura 16 Prueba de calibración. ....	32
Figura 17 Grafica señal ideal sinusoidal.....	33
Figura 18 Grafica señal ideal logarítmica.....	34
Figura 19 Grafica señal ideal exponencial. ....	34
Figura 20 Grafica señal ideal polinomial. ....	35
Figura 21 Grafica de las señales de los sensores 1 y 6, el filtro de Kalman y la señal ideal sensores multi frecuencia.....	35
Figura 22 Errores de las señales método sensores multi frecuencia.....	36
Figura 23 Grafica de las señales de los sensores 1 y 6, el filtro de Kalman y la señal ideal sensores redundantes. ....	37
Figura 24 Errores de las señales método sensores redundantes. ....	38
Figura 25 Señal filtro de Kalman, Medida Real y Sensor 4 y 6. ....	39
Figura 26 Errores de las señales método sensores redundantes práctica temperatura ambiente. ....	40
Figura 27 Configuración de la cámara de calibración a 20°C. ....	41
Figura 28 Tiempo de estabilización a 20°C.....	42
Figura 29 Respuesta de los sensores 2 y 6, filtro de Kalman y equipo patrón 1 a 20°C. ....	42
Figura 30 Respuesta de los sensores 2 y 6, filtro de Kalman y equipo patrón 2 a 20°C. ....	43
Figura 31 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 1 de 20°C. ....	44
Figura 32 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 2 de 20°C. ....	44
Figura 33 Configuración de la cámara de calibración a 30°C. ....	45
Figura 34 Tiempo de estabilización a 30°C.....	46
Figura 35 Respuesta de los sensores 1 y 2, filtro de Kalman y equipo patrón 1 a 30°C. ....	46
Figura 36 Respuesta de los sensores 1 y 2, filtro de Kalman y equipo patrón 2 a 30°C. ....	47

Figura 37 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 1 de 30°C. ....	47
Figura 38 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 2 de 30°C. ....	48
Figura 39 Configuración de la cámara de calibración a 40°C. ....	49
Figura 40 Tiempo de estabilización a 40°C. ....	49
Figura 41 Respuesta de los sensores 1 y 2, filtro de Kalman y equipo patrón 1 a 40°C. ....	50
Figura 42 Respuesta de los sensores 1 y 2, filtro de Kalman y equipo patrón 2 a 40°C. ....	50
Figura 43 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 1 de 40°C. ....	51
Figura 44 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 2 de 40°C. ....	51
Figura 45 Configuración de la cámara de calibración a 20°C. ....	52
Figura 46 Tiempo de estabilización a 20°C. ....	53
Figura 47 Respuesta de los sensores 2 y 6, filtro de Kalman y equipo patrón 1 a 20°C. ....	53
Figura 48 Respuesta de los sensores 2 y 6, filtro de Kalman y equipo patrón 2 a 20°C. ....	54
Figura 49 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 1 de 20°C. ....	54
Figura 50 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 2 de 20°C. ....	55

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Errores RMS de los sensores y Kalman sensores multi frecuencia.....	36
Tabla 2 Errores RMS de los sensores y Kalman sensores redundantes. ....	38
Tabla 3 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón.....	40
Tabla 4 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón a 20°C. ....	45
Tabla 5 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón a 30°C. ....	48
Tabla 6 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón a 40°C. ....	52
Tabla 7 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón a 20°C. ....	55

## **1. INTRODUCCIÓN**

La fusión de datos es de especial importancia en cualquier aplicación donde una gran cantidad de datos deben ser combinados, fusionados y agrupados para obtener la apropiada calidad e integridad de las decisiones a tomar, esto nos garantiza que la información suministrada por este método es más confiable que si utilizamos un solo elemento de medida y mucho más barato que si se implementara un equipo patrón, los cuales son muy precisos pero elevadamente costosos y por lo tanto no son de fácil acceso para todo el mundo. Por este motivo la implementación del método de fusión de sensores es muy usado en diversos campos debido a su confiabilidad y su bajo costo.

La fusión de datos está presente en áreas de robótica, sistemas biomédicos, sistemas militares, equipo de monitoreo, sistemas de transporte, control de procesos y sistemas de información, etc.

En este trabajo implemento el método de fusión de sensores con el procedimiento del filtro de Kalman. El cual se desarrolló de manera teórica a través de un código en Matlab y sensores redundantes de manera práctica el cual consiste en implementar seis sensores de temperatura LM35.

Este método se implementó en dos practicas una es la medición de temperatura ambiente tomando como referencia la medición de un equipo patrón y la segunda mediante la medición de temperatura en un ambiente controlado suministrado por una empresa de metrología.

## 2. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Los sistemas de detección en general son ampliamente utilizados en casi todas las aplicaciones de ingeniería, comenzando desde los sistemas de control e instrumentación en la industria, pasando por todo tipo de aplicaciones civiles, militares y comerciales, como las de seguridad, mantenimiento, control de acceso, control de calidad en procesos de manufactura y hasta en la prevención de contingencias y desastres naturales [1]. Estos sistemas son los pilares fundamentales de los sistemas automáticos o asistidos de toma de decisiones, y su amplia cobertura de aplicaciones [2] hace que el estudio fundamental de la naturaleza de los sistemas de detección sea de gran relevancia para la ingeniería en general y para el desarrollo de aplicaciones inteligentes donde las expectativas de calidad, complejidad, confiabilidad y costo son cada vez más exigentes [3].

Un sistema de detección, o simplemente un detector, es de hecho un sistema complejo compuesto principalmente por un sistema de instrumentación, dotado de uno o varios sensores con sus respectivos circuitos de acondicionamiento de señal y una unidad central de procesamiento de información encargada de decidir si las características observadas en la señal presente, corresponden o no al evento particular que se pretende detectar. Independientemente de la tecnología utilizada o del evento que se desea detectar, la salida del detector será en general binaria, donde uno de los dos únicos estados posibles se asocia con la presencia u ocurrencia del evento en cuestión, y el otro con la ausencia del mismo [4, 5]. Por lo tanto, la confiabilidad de un detector depende de la capacidad que éste tiene de preservar la correcta asociación entre su estado actual de salida y la ocurrencia real del evento.

Debido a la complejidad intrínseca de los detectores, pueden ocurrir dos fenómenos adversos a la confiabilidad del sistema. El primero conocido como falsa detección, o falso positivo, es cuando el sensor activa su salida a pesar que el evento monitoreado realmente no ocurrió. El segundo conocido como falla de detección, o falso negativo, se da cuando el evento ocurre en la realidad, pero el sensor es incapaz de detectarlo. Dependiendo de la aplicación particular, los falsos negativos y los falsos positivos tienen consecuencias adversas de tipo económico, social, legal, o en el mejor de los casos, simplemente previenen que los sistemas de decisión a los que pertenecen puedan cumplir con la tarea para la que fueron diseñados [6].

Matemáticamente un detector puede ser modelado mediante su probabilidad de detección correcta y su probabilidad de falso positivo, [7]. En un detector ideal, la probabilidad de detección correcta es del 100%, mientras que la de falso positivo es del 0%. Como es apenas infalible, los detectores reales en general no alcanzan desempeños ideales, y en la práctica los costos asociados con el sistema de detección crecen exponencialmente con el grado de confiabilidad esperado, especialmente al acercarse a desempeños ideales.



En casos de los sensores análogos nos referimos a los instrumentos que detectan un cambio o variación de cualquier variable de un fenómeno, ya sea temperatura, presión, humedad, etc. Emiten una señal respecto a la variación percibida del proceso.

Al referirnos de análogo hacemos referencia a que esta no presenta un complejo proceso para detectar dicha variación. También nos dice que presenta una mayor posibilidad de error, poca exactitud y precisión del proceso o fenómeno que se está actuando sobre él. Por este motivo este tipo de sensores son ideales para trabajar en tiempo real y son ideales para procesos rápidos, su gran falla está en que deben ser calibrados constantemente para poder garantizar un resultado confiable. [8].

Para llevar a cabo este procedimiento es necesario utilizar un Equipo Patrón el cual es un instrumento que permite la calibración de los sensores y equipos de medición, este equipo nos da una excelente confiabilidad en sus mediciones. Pero estos quipos son extremadamente costosos y por lo tanto no son asequibles para todo el mundo.

### 3. JUSTIFICACIÓN

Las redes de sensores han surgido como una respuesta a esta problemática, donde múltiples sistemas autónomos realizan su tarea de medición o detección de forma autónoma, pero comparten resultados de forma distribuida o centralizada para generar un resultado de consenso. En general, se ha establecido claramente que las aplicaciones multisensor pueden superar ampliamente en desempeño de las aplicaciones de sensor simple [9]. Uno de los resultados prácticos de estos sistemas, es la capacidad de reemplazar un sistema de detección unitario, complejo y altamente costoso, por un sistema de detección múltiple, que opera con una red de sensores, altamente flexible y con un costo de fabricación o integración reducido [10]. Con el avance de la tecnología, es razonable pensar que el costo de los sensores es cada vez menor, mientras que las capacidades de cómputo, comunicación inalámbrica, y autonomía sólo se incrementarán [11].

Una de las técnicas más conocidas y eficientes para fusionar datos es el filtro de Kalman, la cual tiene en cuenta la exactitud de cada sensor para juntar la información de forma óptima. Existen varias versiones del filtro ampliamente estudiadas en la literatura (Normal filtro de Kalman y Extendido (EKF) [12], [13], Unscented (UKF) [14]) y todas estas versiones se pueden utilizar en muchos casos prácticos siempre y cuando el sistema disponga de suficientes recursos para implementar el filtro.

El filtro de Kalman es un algoritmo que se basa en el modelo de espacio de estados de un sistema para estimar el estado futuro y la salida futura realizando un filtrado óptimo a la señal de salida, y dependiendo del retraso de las muestras que se le ingresan puede cumplir la función de estimador de parámetros o únicamente de filtro. Pero en ambos casos elimina ruido, estas ecuaciones son ampliamente utilizadas ya que incluyen probabilidades estadísticas puesto que toma en cuenta la aleatoriedad tanto de la señal como del ruido. A diferencia de otros tipos de filtros este no requiere de una frecuencia de corte específica debido a que se basa en la característica del ruido permitiendo de esta manera filtrar en todo el espectro de frecuencias. Además sus ecuaciones solo dependen de una muestra anterior y la muestra presente lo que permite un ahorro considerable de memoria a la hora de ser implementado en un sistema digital y su fácil programación lo hacen muy atractivo ya que se basa en un método recursivo [15] [16].

Con la implementación de función de sensores redundante se puede demostrar una mejor confiabilidad en los resultados, debido que se toman las mediciones de múltiples sensores para sacar un promedio de sus mediciones y de este modo tener un menor margen de error, lo cual baja en costo de funcionamiento del sistema debido a que se reemplaza la implementación de costosos equipos por múltiples sensores económicos que garantice el correcto funcionamiento del sistema.

## **4. OBJETIVOS**

### **4.1.OBJETIVO GENERAL**

Desarrollar e implementar el método de función de sensores redundante con sensores económicos para aumentar la exactitud del equipo.

### **4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

1. Encontrar o generar una base de datos anotada con datos naturales o sintéticos que puedan ser utilizados en el estudio de técnicas de fusión de datos.
2. Desarrollar un sistema de simulación que permita estudiar el comportamiento de la técnica de fusión de datos y de teoría de decisión en aplicaciones de detección con redes de sensores.
3. Diseñar e implementar un sistema electrónico que fusione sensores redundantes.
4. Verificar estadísticamente los resultados del sistema implementado.

## **5. MARCO DE REFERENCIA**

### **5.1. ESTADO DEL ARTE**

La fusión de datos de múltiples fuentes es un compendio de técnicas multidisciplinarias, análogas al proceso cognitivo que realizamos los humanos, para integrar los datos de múltiples sensores con el fin de realizar inferencias sobre el mundo exterior, convergiendo en un conjunto de resultados.

Así la fusión de datos pretende obtener un resultado de mejor calidad, a partir de múltiples sensores, eventualmente heterogéneos, realizando inferencias que pueden no ser posibles a partir de uno solo. Teniendo múltiples aplicaciones tanto en el mundo militar, reconstitución de imágenes, diagnosis médica y en la última década en el mundo del transporte (Klein 2001; Hall y McMullen 2004), entre otros. [17]

En la robótica se utiliza la fusión sensorial (local y global) en un robot móvil «Packbot» tipo oruga. Este es un robot sumamente avanzado con tecnología militar y gran capacidad de procesamiento. Se utiliza el filtro de Kalman basado únicamente en sensores (sin considerar la dinámica del robot sino únicamente las mediciones de los sensores) para fusionar la información del acelerómetro, del giroscopio, del DGPS (GPS diferencial) y de la brújula con el fin de estimar de manera muy precisa la posición del robot en el espacio así como su orientación para de esta forma seguir una trayectoria predeterminada. Se obtienen resultados muy robustos, inclusive en el caso de pérdida de comunicación con el DGPS, mostrando una superioridad considerable del filtro (implementado en el robot) al usar fuentes de información locales y globales junto con un modelo sencillo (dependiente de sensores exclusivamente).[18]

También se utiliza la fusión sensorial en la navegación que se basa en el posicionamiento relativo a partir de la integración numérica de aceleraciones y velocidades angulares registradas por sensores inerciales (ver [19]), con el propósito de determinar el recorrido y orientación de un vehículo, es importante considerar los diferentes marcos y ejes de referencia usados en navegación, debido a que, la información de las diversas fuentes de información y sensores usados en navegación usualmente proviene de diferentes sistemas de coordenadas; por ejemplo, los acelerómetros y giroscopios miden su movimiento con respecto a un marco inercial centrado en el vehículo, abreviado b-frame; mientras que, el sistema GPS mide la posición y velocidad con respecto a un marco terrestre, abreviado e-frame.[20]

## 5.2. MARCO TEORICO

En esta sección se nombraren las diferentes teorías y definición necesarias para una correcta realización del procedimiento de función de sensores y también hablaremos de las herramienta que utilizamos para su implementación.

### 5.2.1. SENSOR DE TEMPERATURA

Los sensores de temperatura son dispositivos que transforman los cambios de temperatura en cambios en señales eléctricas que son procesados por equipo eléctrico o electrónico.

Hay tres tipos de sensores de temperatura, los termistores, los RTD y los termopares.

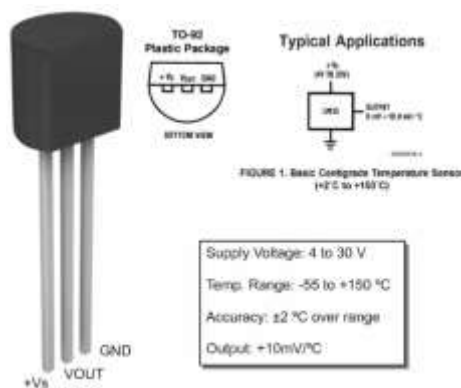
El sensor de temperatura, típicamente suele estar formado por el elemento sensor, de cualquiera de los tipos anteriores, la vaina que lo envuelve y que está rellena de un material muy conductor de la temperatura, para que los cambios se transmitan rápidamente al elemento sensor y del cable al que se conectarán el equipo electrónico. [21]

El sensor que se utilizado es LM35. Es un sensor de temperatura con una precisión calibrada de 1 °C. Su rango de medición abarca desde -55 °C hasta 150 °C. La salida es lineal y cada grado Celsius equivale a 10 mV, por lo tanto:[22]

$$150\text{ }^{\circ}\text{C} = 1500\text{ mV.}$$

$$-55\text{ }^{\circ}\text{C} = -550\text{ mV.}$$

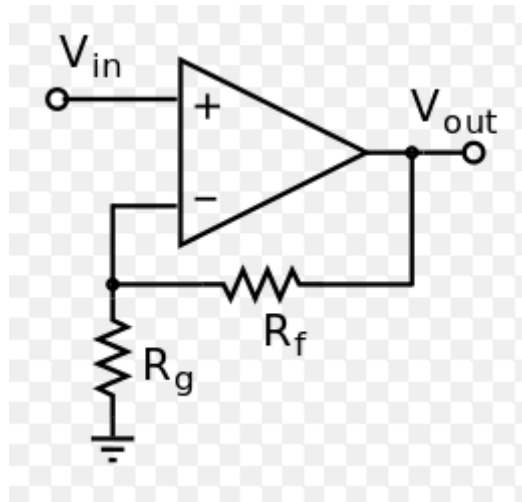
Opera de 4v a 30v.



*Figura 1 Sensor LM35.*

### 5.2.2. AMPLIFICADOR NO INVERSOR.

Este circuito es muy parecido al inversor, la diferencia es que la señal se introduce por el terminal no inversor, lo cual va a significar que la señal de salida estará en fase con la señal de entrada y amplificada.



*Figura 2 Circuito amplificador no inversor*

$$V_{out} = \left(1 + \frac{R_f}{R_g}\right) V_{in} \quad (1)$$

### 5.2.3. TARJETA DE ADQUISICIÓN DE DATOS

La adquisición de datos (DAQ) es el proceso de medir con una PC un fenómeno eléctrico o físico como voltaje, corriente, temperatura, presión o sonido. Un sistema DAQ consiste de sensores, hardware de medidas DAQ y una PC con software programable. Comparados con los sistemas de medidas tradicionales, los sistemas DAQ basados en PC aprovechan la potencia del procesamiento, la productividad, la visualización y las habilidades de conectividad de las PC estándares en la industria proporcionando una solución de medidas más potente, flexible y rentable. [23]

La tarjeta que se implementó para la captura de los datos es la Arduino Mega es una tarjeta de desarrollo open-source construida con un microcontrolador modelo Atmega2560 que

posee pines de entradas y salidas (E/S), analógicas y digitales. Esta tarjeta es programada en un entorno de desarrollo que implementa el lenguaje Processing/Wiring. Arduino puede utilizarse en el desarrollo de objetos interactivos autónomos o puede comunicarse a un PC a través del puerto serial (conversión con USB) utilizando lenguajes como Flash, Processing, MaxMSP, etc. [24]

#### **Características:**

- Microcontrolador ATmega2560.
- Voltaje de entrada de – 7-12V.
- 54 pines digitales de Entrada/Salida (14 de ellos son salidas PWM).
- 16 entradas análogas.
- 256k de memoria flash.

Velocidad del reloj de 16Mhz.



*Figura 3 Arduino MEGA 2560*

#### **5.2.4. COMUNICACIÓN ZIGBEE**

ZigBee es el nombre de la especificación de un conjunto de protocolos de alto nivel de comunicación inalámbrica para su utilización con radiodifusión digital de bajo consumo, basada en el estándar IEEE 802.15.4 de redes inalámbricas de área personal (*wireless personal area network*, WPAN). Su objetivo son las aplicaciones que requieren comunicaciones seguras con baja tasa de envío de datos y maximización de la vida útil de sus baterías.

- Su bajo consumo.
- Su topología de red en malla.
- Su fácil integración (se pueden fabricar nodos con muy poca electrónica).

16



### 5.2.5. COVARIANZA

Es un valor que indica el grado de variación conjunta de dos variables aleatorias respecto a sus medias. Es el dato básico para determinar si existe una dependencia entre ambas variables y además es el dato necesario para estimar otros parámetros básicos, como el coeficiente de correlación lineal o la recta de regresión.

La covarianza entre dos variables aleatorias reales de distribución conjunta  $x$  e  $y$ , de segundos momentos finitos se define como: [26]

$$\sigma(x, y) = E[(x - E[x])(y - E[y])] \quad (2)$$

Donde  $E[x]$  es el valor esperado de  $x$ , conocido también como la media de  $x$ .

El estimador insesgado de la covarianza denotado  $S_{xy}$  de dos variables aleatorias  $x$  e  $y$  es:

$$s_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (3)$$

### 5.2.6. VARIANZA

En teoría de probabilidad, la varianza o variancia (que suele representarse como  $\sigma^2$ ) de una variable aleatoria es una medida de dispersión definida como la esperanza del cuadrado de la desviación de dicha variable respecto a su media.

Si tenemos un conjunto de datos de una misma variable, la varianza se calcula de la siguiente forma: [27]

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i < j} (X_i - X_j)^2 \quad (4)$$

### 5.2.7. FILTRO DE KALMAN

Es un método desarrollado por Rudolf E Kalman (1960) para identificar el estado oculto de un sistema dinámico con ruido, utilizando mediciones a través del tiempo, que contienen

variaciones aleatorias y otras inexactitudes. El filtro opera recursivamente, es decir que solo depende de la muestra anterior para realizar el proceso.

El filtro de Kalman tiene numerosas aplicaciones en tecnología. Una aplicación común es la guía, navegación y control de vehículos, especialmente naves espaciales. Además el filtro es ampliamente usado en campos como procesamiento de señales y econometría.

Dado un modelo dinámico X (Leyes Físicas) y un modelo de Medida Y: (Sensor) se puede realizar el método propuesto por Kalman. [28]

Modelo dinámico:

$$X(t_{k+1}) = A(t_{k+1}, t_k) X(t_k) + v(t_{k+1}, t_k) \quad (5)$$

Modelo de Medida:

$v = N(0, Q)$  (Ruido de Estimación)

$Q$ =Covarianza

$$Y_i(t_k) = H_i X(t_k) + w(t_k) \quad (6)$$

Se estima el estado  $x(k+1)$ , lo notaremos como  $x'(t_m)$ . El valor de la predicción es calculado a partir del valor más actualizado del estado  $\hat{x}(t_k)$ .

Donde  $t_m$  = Tiempo de medida.

$t_k$ =Tiempo con el valor más actualizado.

- Predicción del Estado

$$\hat{X}(t_m/Y_{t_k}) = A(t_m, t_k) \hat{X}(t_k/Y_{t_k}) + B_u(t_m) \quad (7)$$

- Calculo de la Covarianza del error

$$P(t_m/Y_{t_k}) = A(t_m, t_k) P(t_m/Y_{t_k}) A(t_m, t_k)^T + Q(t_m, t_k) \quad (8)$$

Donde  $Q$  es covarianza del proceso.

En esta etapa se lleva a cabo tres procesos:

- Innovación: Consiste en obtener la medida del sensor y su Covarianza (S)

$$\hat{Y}(t_m) = Y_i(t_m) - H_i(t_m) X(t_m) \quad (9)$$

$$S(t_m) = H_i(t_m) P(t_m/Y_{t_k}) H_i(t_m)^T + R_i(t_m) \quad (10)$$

Dónde:

H son los parámetros intrínsecos e extrínsecos del sensor.

R es la covarianza del ruido del sensor.

- Calculo de  $K_G$

$$K_G = P(t_m/Y_{t_k}) H_i(t_m)^T S(t_m)^{-1} \quad (11)$$

- Corrección o actualización: Consiste en recalcular el vector de estados (X) y la matriz de covarianza P con la nueva información de la ganancia de Kalman y la medida.

$$\hat{X}(t_m/Y_{t_m}) = \hat{X}(t_m/Y_{t_k}) + K_G \hat{Y}(t_m) \quad (12)$$

$$P(t_m/Y_{t_m}) = (I - K_G H_i(t_m)) P(t_m/Y_{t_k}) \quad (13)$$

### 5.2.8. EL FILTRO LOCAL DE KALMAN DE ESTADO ESTACIONARIO

El filtro de Kalman en estado estacionario local se da como:

$$\hat{x}_i(t/t) = \Psi_i \hat{x}_i(t-1/t-1) + K_i y_i(t) \quad (14)$$

$$\Psi_i = [I_n - K_i H_i] \Phi \quad K_i = \sum_i H_i^T (H_i \sum_i H_i^T + R_i)^{-1} \quad (15)$$

n es la dimensión del estado,  $\Sigma_i$  satisface la ecuación de Riccati del estado estacionario.

$$\Sigma_i = \Phi \left[ \Sigma_i - \Sigma_i H_i^T (H_i \Sigma_i H_i^T + R_i)^{-1} H_i \Sigma_i \right] \Phi^T + I Q I^T \quad (16)$$

La matriz de varianza de error de filtrado real  $P_i$  se denomina como

$$P_i = [I_n - K_i H_i] \Sigma_i, \quad (17)$$

y  $P_i$  también satisface la ecuación de Lyapunov.

$$P_i = \Psi_i P_i \Psi_i^T + [I_n - K_i H_i] I Q I^T [I_n - K_i H_i]^T + K_i R_i K_i^T \quad (18)$$

La covarianza cruzada real del error de filtrado en estado estacionario  $P_{ij}$  satisface la ecuación de Lyapunov.

$$P_{ij} = \Psi_i P_{ij} \Psi_j^T + [I_n - K_i H_i] I Q I^T [I_n - K_j H_j]^T \quad (19)$$

### 5.2.9. EL FILTRO DE KALMAN DE ESTADO ESTACIONARIO DE FUSIÓN DE INTERSECCIÓN DE COVARIANZA

Por lo general, el algoritmo de intersección de covarianza es la combinación convexa de estimaciones de media y covarianza. Supongamos que hay dos variables aleatorias a, b, cuyos valores de covarianza son un  $P_a, P_b$  respectivamente. Los errores de medición son  $\tilde{a} = a - \bar{a}$ ,  $\tilde{b} = b - \bar{b}$ , donde  $\bar{a}$ ,  $\bar{b}$  son la media de a y b, respectivamente. Las varianzas reales y la transcovarianza son  $\tilde{P}_a = E(\tilde{a}\tilde{a}^T)$ ,  $\tilde{P}_b = E(\tilde{b}\tilde{b}^T)$ ,  $\tilde{P}_{ab} = E(\tilde{a}\tilde{b}^T)$  respectivamente. La covarianza cruzada  $\tilde{P}_{ab}$  es desconocida o difícil de obtener, y generalmente no es cero. Si se ignora la covarianza cruzada, el filtrado divergirá.

Mediante la fusión de la información del sensor local  $\{a, P_a\}$  y  $\{b, P_b\}$ , obtenemos una nueva estimación  $\{c, P_c\}$ , Con las limitaciones que las estimaciones locales son consistentes, i.e.,  $P_a - \tilde{P}_a \geq 0$ ,  $P_b - \tilde{P}_b \geq 0$ . La nueva estimación es coherente también, i.e.,  $P_c - \tilde{P}_c \geq 0$ . [29]

El cálculo se da como

$$P_c^{-1} = w P_a^{-1} + (1 - w) P_b^{-1} \quad (20)$$

$$c = P_c[wP_a^{-1}a + (1-w)P_b^{-1}b] \quad (21)$$

Donde  $0 \leq w \leq 1$ . El coeficiente  $w$  determina los valores del escalar aleatorio  $a$ ,  $b$ . Según diferentes criterios, podemos seleccionar diferentes métodos de optimización para mejorar el valor  $w$ .  $w$  tiene el único valor óptimo en el intervalo  $0 \leq w \leq 1$ . El dominio de intersección de la covarianza se muestra en la Figura 5. [29]

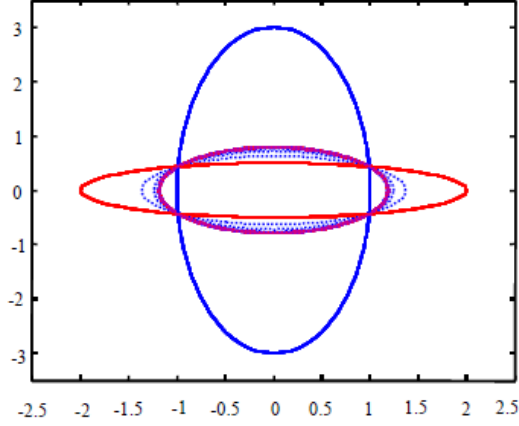


Figura 5 Las elipses de covarianza

En la Figura 5, las líneas de puntos representan las elipses de matriz de covarianza de fusión de intersección de covarianza. Obviamente, la elipse de fusión CI abarca la región de intersección de las elipses de covarianza para un  $P_a$  y  $P_b$ , y pasa a través de las cuatro intersecciones de las elipses de covarianza para un  $P_a$  y  $P_b$ . Cuanto menor es la elipse de fusión CI, mayor es la precisión del algoritmo de fusión. La elipse roja discontinua es la elipse de covarianza óptima al optimizar el coeficiente  $w$ . [29]

En este trabajo, para el sistema de seguimiento de objetivos, aplicando el algoritmo fusionado CI multi-sensores, el filtro Kalman de estado estacionario de sensores múltiples se presenta de la siguiente manera:

$$\hat{x}_c(t/t) = P_c \sum_{i=1}^L \omega_i P_i^{-1} \hat{x}_i(t/t) \quad (22)$$

$$P_c = [\sum_{i=1}^L \omega_i P_i^{-1}]^{-1}; \quad \sum_{i=1}^L \omega_i = 1; \quad \omega_i \geq 0 \quad (23)$$

Los coeficientes de ponderación  $\omega_i$  pueden obtenerse minimizando la función de desempeño como

$$\min_{\omega_i} tr P_c = \min_{\substack{\omega_i \in [0,1] \\ \omega_1 + \dots + \omega_L = 1}} tr\{[\sum_{i=1}^L \omega_i P_i^{-1}]^{-1}\} \quad (24)$$

Para la fórmula de optimización no lineal (24), los coeficientes de ponderación óptimos  $\omega_i$  se pueden obtener mediante la función `fmincon` de Matlab. De (24), podemos saber que

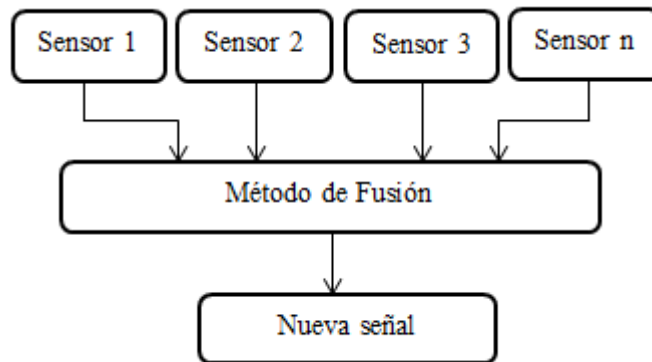
cuando el número de los sensores  $L$  aumenta, la carga de cálculo de la ecuación no lineal (24) es más pesada. [29]

## 6. METODOLOGÍA

La metodología implementada para el desarrollo del proyecto en fusión de sensores redundantes, se divide en 3 etapas que consisten en desarrollar un sistema de simulación que permita estudiar el comportamiento de la técnica de fusión de datos al incluir un número variable de sensores, diseñar e implementar un sistema electrónico que fusione sensores redundantes, esto con el objetivo de verificar el funcionamiento real del método y verificar estadísticamente los resultados del sistema implementado para concluir el desempeño del sistema y sus posibles limitaciones.

### 6.1. DESARROLLAR UN SISTEMA DE SIMULACIÓN DE FUSIÓN DE SENSORES.

Para desarrollar los sistemas de simulación se toma como esquema general el modelo de la figura 6, el cual muestra el procedimiento que se desea implementar en la elaboración del proyecto.



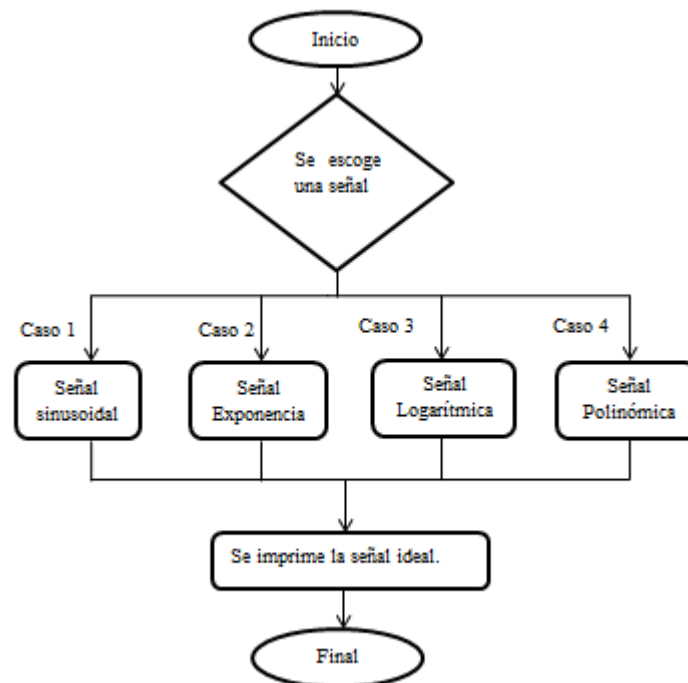
*Figura 6 Esquema general del módulo de fusión.*

Como primer paso para la construcción de la cama de simulación, se debe tener en cuenta que tipo de sensores se van a utilizar, si los sensores son de tipo redundantes significa que tienen la misma frecuencia de muestreo y errores similares debido a que son el mismo tipo de sensor. Esto implica que las medidas llegan al mismo tiempo y se debe crear una nueva medida con la intercepción de las covarianzas. Otro caso en fusión de sensores, es la fusión multi-frecuencia la cual consiste en sensores con diferentes frecuencias de muestreo y diferentes errores, esto significa que se puede construir una señal con mayor número de

muestras y un rendimiento similar al mejor de los sensores implícito a la prueba. En esta sesión se explicará el diseño e implementación de dos etapas de pruebas, la primera en la configuración de fusión de sensores multi-frecuencia y la segunda es la configuración de fusión de sensores redundantes.

### 6.1.1. SIMULACIÓN PARA SENSORES MULTI-FRECUENCIA.

Como primer paso para la simulación de los sensores multi-frecuencias se desarrolla un algoritmo en Matlab que permite la simulación de la señal ideal, la cual se puede escoger entre 4 señales las cuales son sinusoidal, exponencial, logarítmica y polinomial como se muestra en el diagrama de la figura 7

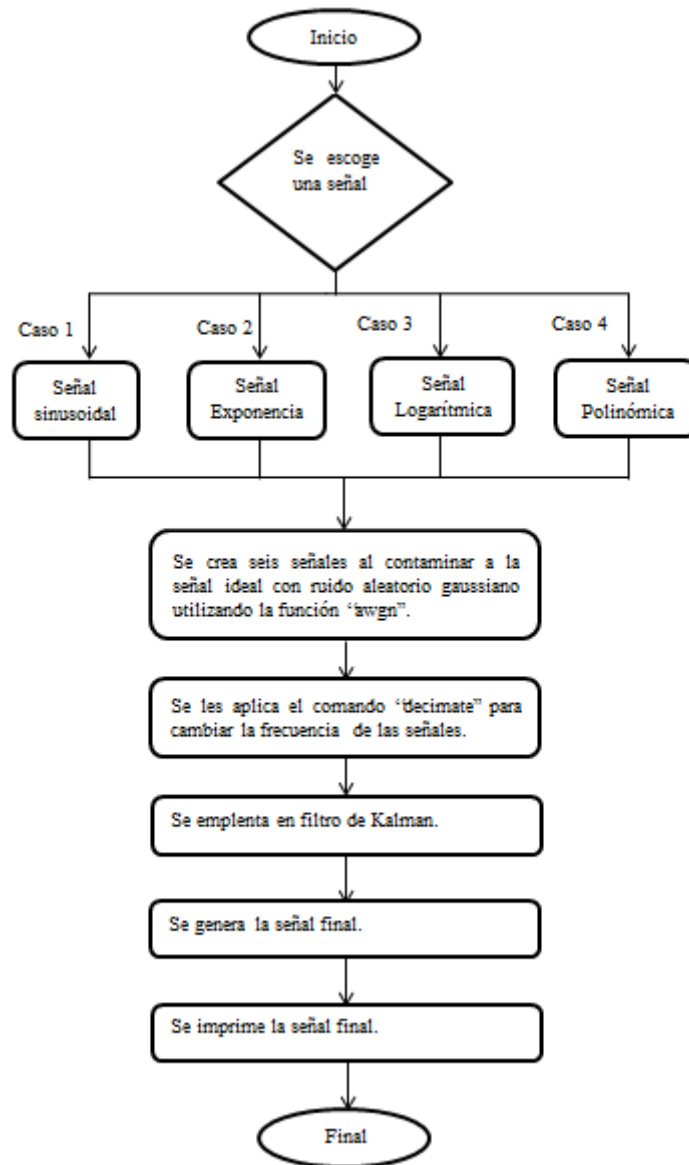


*Figura 7 Diagrama de flujo generación de señales.*

Después se genera seis señales de la señal ideal para que simulen el comportamiento de los sensores, las cuales son contaminadas con ruidos gaussianos mediante el comando “awgn” de Matlab y también se varía la frecuencia de muestreo aplicando el comando “decimate” de Matlab. Para que simulen el comportamiento de los sensores con diferentes tiempos de muestreo.



Luego se procede a aplicar el método del filtro de Kalman explicado en el punto 5.2.7 del marco teórico a las señales que representa la simulación de los sensores para que se genere una nueva señal la cual será la señal final como se muestra en el diagrama de flujo de la figura 8.



*Figura 8 Diagrama de flujo generación de señales con fusión de datos.*

Para este procedimiento hay que tener en cuenta que en la adquisición de los datos no se tienen en cuenta muestras con retardos, de lo contrario se cruzaran los datos del tiempo  $n$  con los del tiempo  $n+1$  y también hay que tener en cuenta que el error de este procedimiento se asemeja al error de la medición del mejor sensor, lo cual garantiza que

este método de fusión de sensores permite reconstruir una señal de mayor resolución en muestras la precisión del mejor sensor.

### 6.1.2. SIMULACIÓN PARA SENSORES REDUNDANTES.

Para la simulación de los sensores redundantes se desarrolló un algoritmo en Matlab que permita generar una señal la cual se convertirá en señal de ideal o patrón. Después proceder a crear seis señales de la señal de ideal al contaminarla con ruido aleatorio gaussiano utilizando el comando “awgn”, estas señales simularan el comportamiento de los sensores, a los cuales se les aplica el método del filtro de Kalman explicado en el punto 5.2.7 del marco teórico y posterior mente aplicar el método de intersección de covarianza para realizar la fusión de las señales, el método de intersección de covarianza se explica en el punto 5.2.9 del marco teórico. Como se muestra en el siguiente diagrama de flujo.

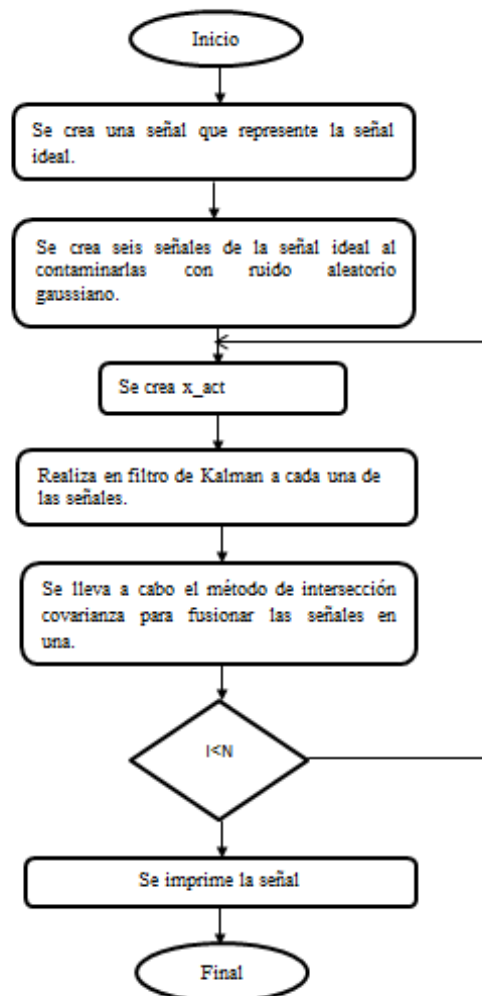


Figura 9 Diagrama de flujo fusión de sensores redundantes.

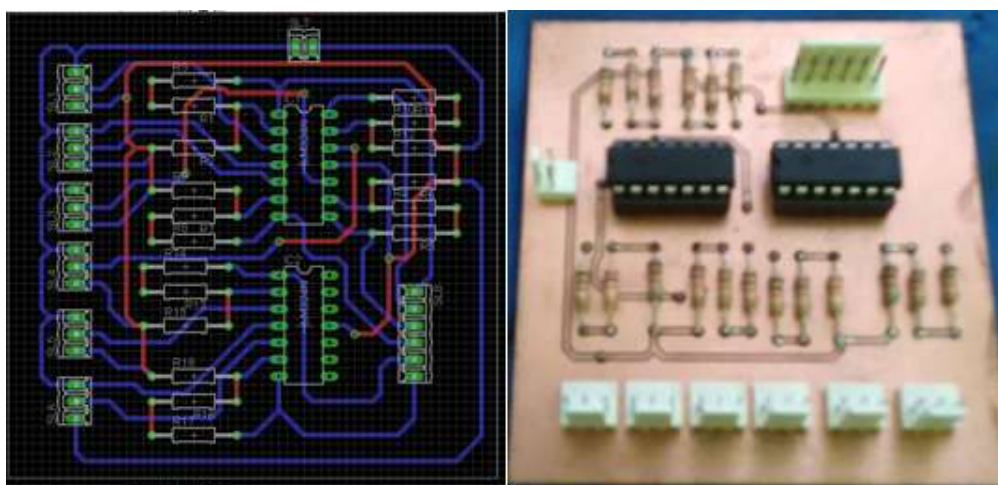
## 6.2. DISEÑAR E IMPLEMENTAR UN SISTEMA ELECTRÓNICO

Después de verificar el correcto funcionamiento de las simulaciones para fusión de sensores redundantes y multi-frecuencia, se procede a diseñar un circuito de acondicionamiento para la implementación de los sensores de temperatura LM35, la implementación y programación de la tarjeta de adquisición y la configuración del sistema de comunicación inalámbrica.

### 6.2.1. CIRCUITO DE ACONDICIONAMIENTO.

Como primer pasó del circuito de acondicionamiento se diseña un circuito amplificador no inversor como de explica en el punto 5.2.2 del marco teórico, el cual amplificará los datos que nos entregan los sensores de temperatura LM35, para disminuir la interferencia y aprovechar la máxima resolución en que funciona la tarjeta de adquisición de datos Arduino MEGA.

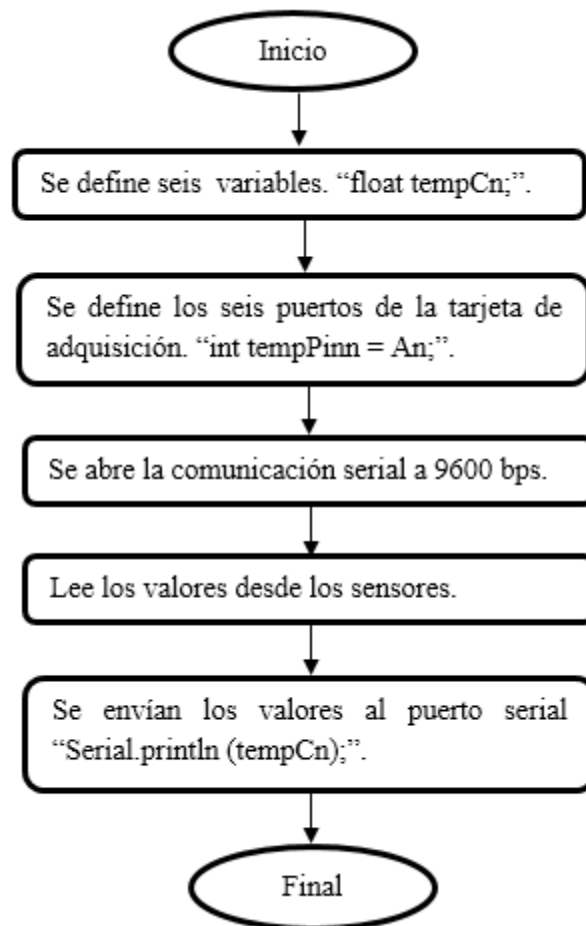
Este circuito se diseñó basándose en las características del sensor las cuales fueron explicadas anteriormente en el punto 5.2.1 del marco teórico, el diseño de este circuito se llevó a cabo en el programa EAGLE y se diseñó en una váquela como se muestra en la figura 10.



*Figura 10 Diseño y circuito de acondicionamiento en EAGLE.*

### 6.2.2. TARJETA DE ADQUISICIÓN.

Después de verificar el correcto funcionamiento del circuito de acondicionamiento se procede a implementar un algoritmo en la tarjeta de adquisición de datos la cual en este caso es una Arduino MEGA 2560 para la lectura, almacenamiento y el posterior envío de la información que entregan los sensores de temperatura al medio de procesamiento en este caso es un computador como se muestra en la figura 11.

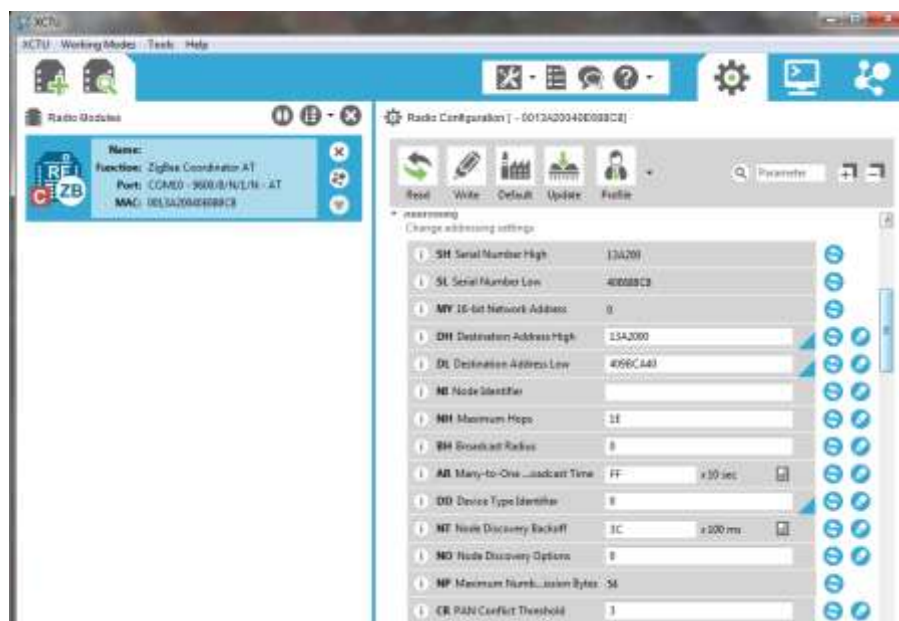


*Figura 11 Diagrama de flujo código de adquisición de la tarjeta Arduino.*

### 6.2.3. COMUNICACIÓN INALÁMBRICA.

Se implementa un método de comunicación inalámbrica para la comunicación de la tarjeta de adquisición con el computador debido al campo de pruebas que se implementó. Estas pruebas se realizaron en un laboratorio de metrología, en el cual el equipo de medición y calibración de temperatura es en una cámara hermética, por tal motivo se implementó un medio de comunicación inalámbrico.

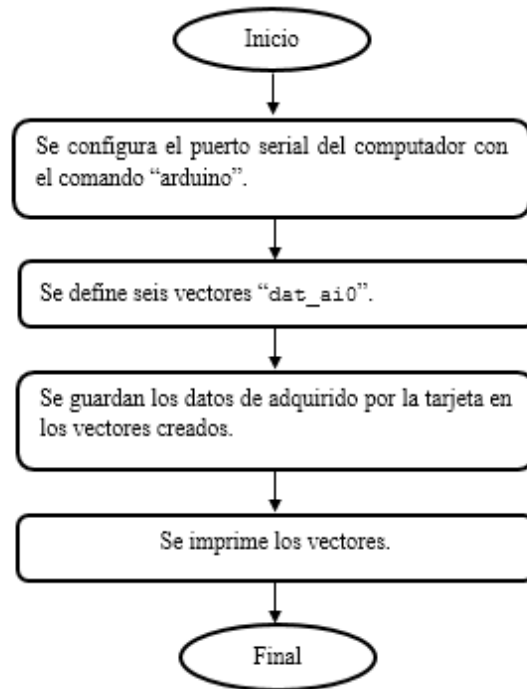
El método de comunicación inalámbrico que se utilizó es ZIGBEE, este método de comunicación se implementa configurando los módulos XBee, para esta práctica se utilizaron dos módulos, los cuales se programan mediante la utilización del software XCTU. El cual consiste en configurar el primer módulo en modo Router AT con la dirección MAC del segundo, el cual es el encargado de enviar los datos adquiridos por la tarjeta de Arduino al segundo módulo el cual lo configuramos en modo Coordinador AT con la dirección MAC del módulo en modo Router AT, tal como se muestra en la figura 12.



*Figura 12 Configuración módulos XBee.*

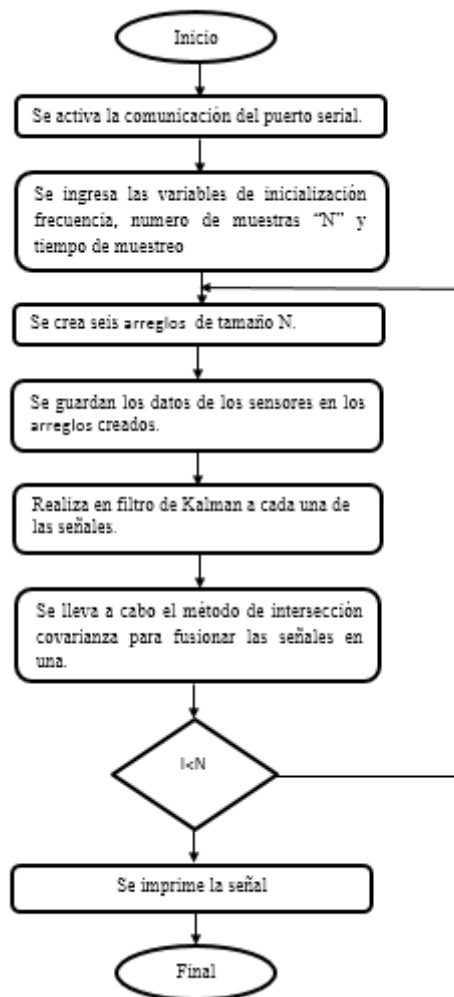
### 6.3. IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA.

Para realizar la etapa de implementación se implementa un código en Matlab para la lectura y captura de los datos adquiridos por la tarjeta Arduino MEGA 2560 como se muestra en el diagrama de flujo siguiente.



*Figura 13 Diagrama de flujo de adquisición de datos en Matlab.*

Como se observa en el diagrama de flujo de la figura 14 los datos de los seis sensores se guardan en los arreglos creados, para proceder a aplicar el procedimiento del filtro de Kalman a cada uno de estos vectores y posterior mente aplicar el método de intersección de covarianza para realizar la fusión de las señales.



*Figura 14 Diagrama de flujo fusión de sensores con filtro de Kalman.*

#### **6.4.PRUEBAS IMPLEMENTADAS.**

Después de comprobar el correcto funcionamiento del circuito de acondicionamiento y el correcto funcionamiento de los algoritmos, se procede a realizar unas pruebas para verificar la confiabilidad del método implementado.

En la primera prueba se mide la temperatura ambiente teniendo como referencia un equipo patrón especializado para este tipo de medidas, como se puede observar en la figura 15.



*Figura 15 Equipo patrón de temperatura.*

La segunda prueba para verificar el correcto funcionamiento del método se lleva a cabo una prueba de calibración del circuito implementado. Este método consiste en meter al quipo en una cámara de temperatura, la cual se encarga de controlar la temperatura interna. En esta cámara se toman cuatro cambios de temperatura y se evalúa los datos entregados por el prototipo con los entregados por dos equipos patrones. Como se puede visualizar en la figura 16.



*Figura 16 Prueba de calibración.*



## 7. RESULTADOS

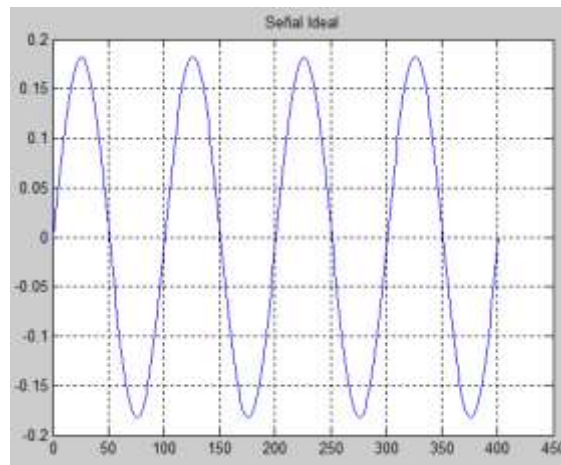
A continuación se muestra los resultados obtenidos en las diferentes etapas del desarrollo del proyecto, para la verificación los resultados obtenidos y la confiabilidad que nos entrega este método.

### 7.1. RESULTADOS EN LA SIMULACIÓN DE FUSIÓN DE SENSORES.

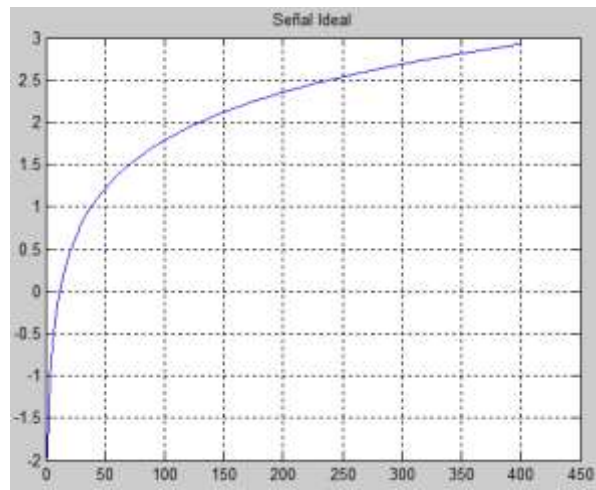
A continuación se muestra los resultados de los algoritmos de programación en Matlab de los métodos de fusión de sensores multi-frecuencia y sensores redundantes.

#### 7.1.1. SENSORES MULTI-FRECUENCIA.

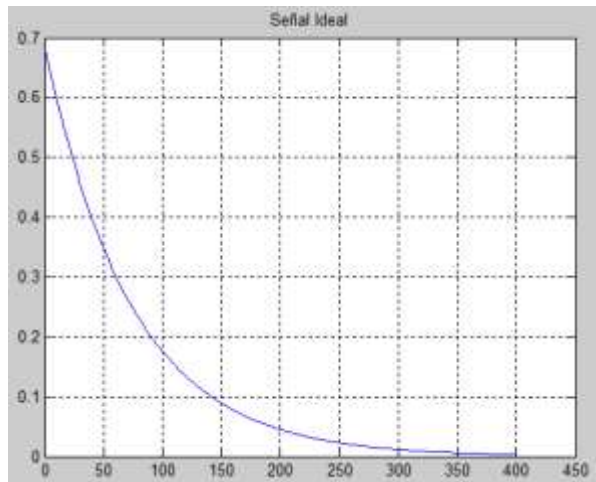
Como primer paso se verifica el funcionamiento del algoritmo generador de señales el cual genera cuatro tipos de señales, las cuales son la señal sinusoidal, logarítmica, exponencial y polinomial, como se muestra en las figuras 17, 18,19 y 20



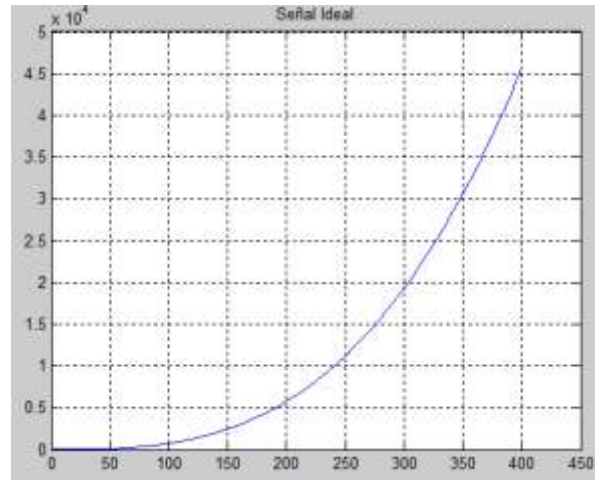
*Figura 17 Grafica señal ideal sinusoidal.*



*Figura 18 Grafica señal ideal logarítmica.*



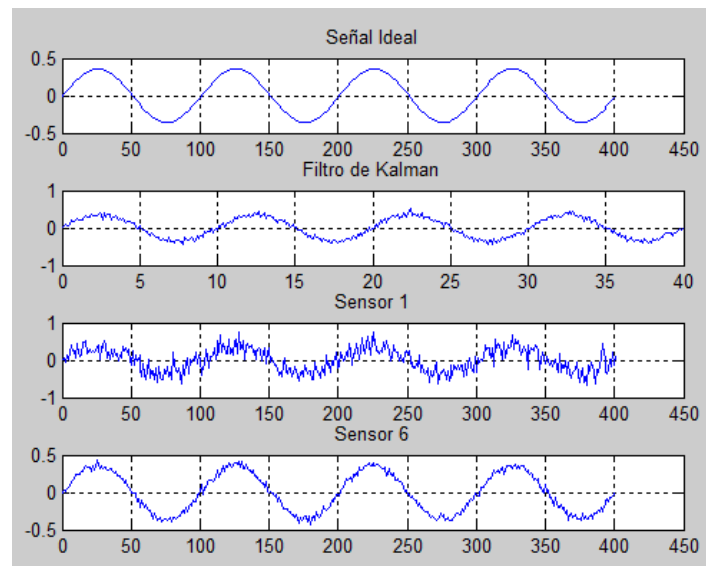
*Figura 19 Grafica señal ideal exponencial.*



*Figura 20 Grafica señal ideal polinomial.*

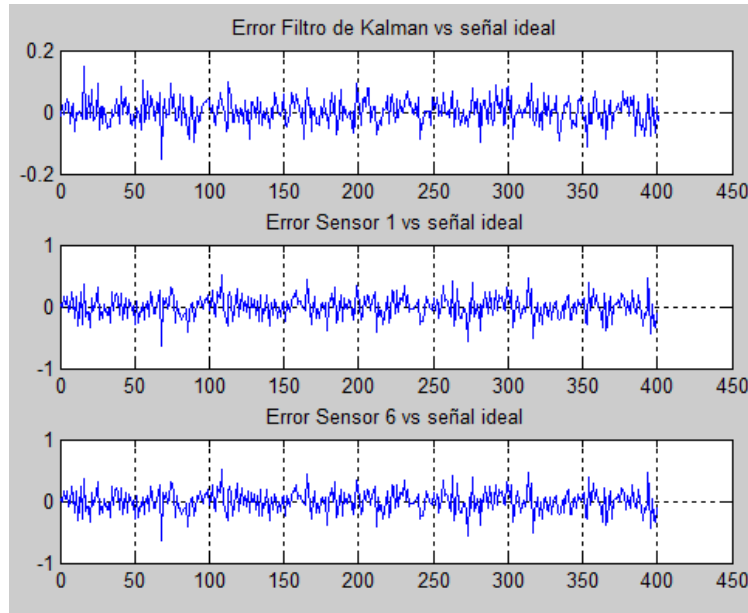
Como segundo paso se procede a probar el algoritmo de fusión de datos de sensores multi-frecuencia. Este procedimiento se lleva a cabo con la señal sinusoidal pero se puede realizar este procedimiento con cualquiera de las otras señales vistas en las figuras anteriores.

En la figura 21 se muestra la respuesta de la señal de dos de los seis sensores simulados los cuales son el sensor 1 y el sensor 6. El sensor 1 se le introduce una distorsión gaussiana cada 15 por ciento de la señal por medio del comando “awgn y en el sensor 6 cada 30 por ciento, también se puede observar la respuesta del filtro de Kalman y la señal ideal.



*Figura 21 Grafica de las señales de los sensores 1 y 6, el filtro de Kalman y la señal ideal sensores multi frecuencia.*

Como se muestra en la figura 21 la señal filtro de Kalman, se puede visualizar como la señal presenta menos distorsión que en las señales generadas por los sensores 1 y 6.



*Figura 22 Errores de las señales método sensores multi frecuencia.*

En la figura 22 observamos los errores del filtro de Kalman, de los sensores 1 y 6 con la señal ideal, como se puede ver el filtro de Kalman es la señal que presenta menor error con una respuesta que presenta distorsiones entre el rango de -0.2 y 0.2, mientras que el rango de los sensores 1 y 6 está entre -1 y 1.

En la tabla 1 muestra el resultado de los errores RMS de los sensores y del filtro de Kalman con respecto a la señal ideal.

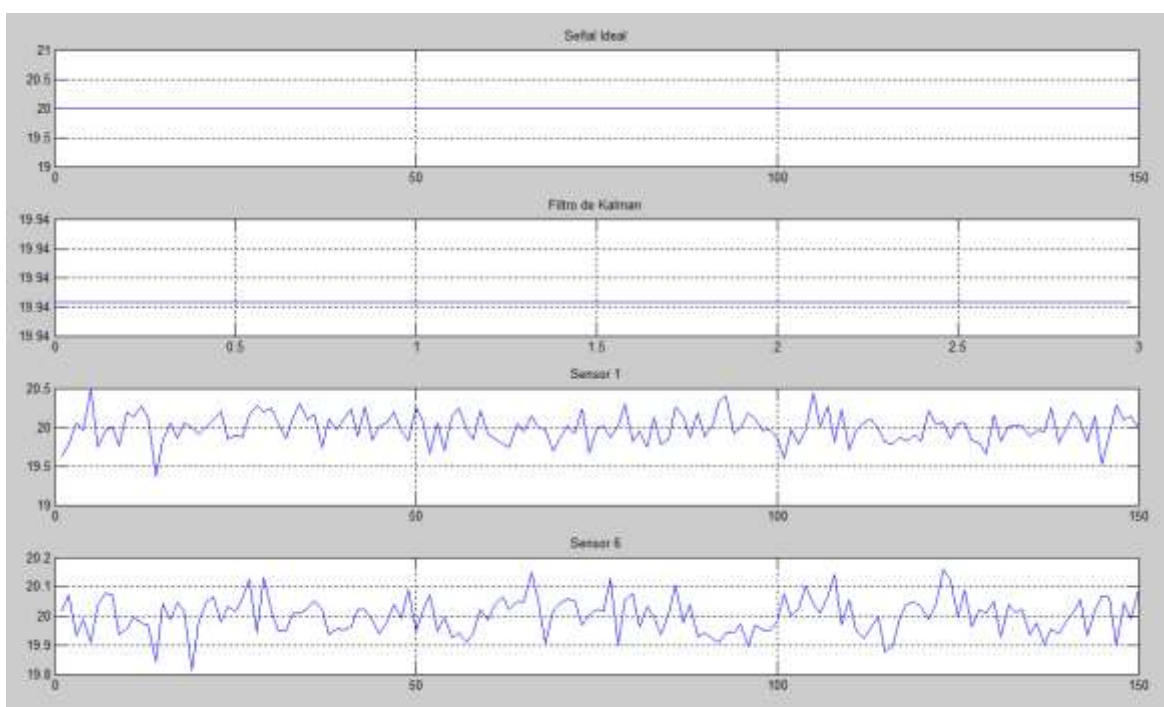
	<b>RMS</b>
<b>Sensor 1</b>	0,1694
<b>Sensor 2</b>	0,1302
<b>Sensor 3</b>	0,1006
<b>Sensor 4</b>	0,0558
<b>Sensor 5</b>	0,0400
<b>Sensor 6</b>	0,0313
<b>Kalman</b>	0,0408

*Tabla 1 Errores RMS de los sensores y Kalman sensores multi frecuencia.*

Como se puede observar en la tabla 1 el método de fusión por medio de filtro de Kalman funciona de manera esperada debido que el error de la señal de Kalman se asemeja a la señal del sensor 6, el cual es el sensor con mayor precisión.

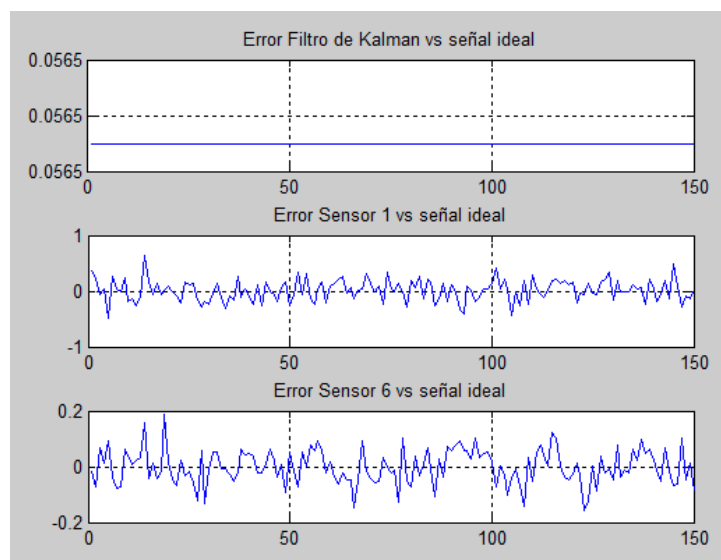
### 7.1.2. SENSORES REDUNDANTES.

Para la comprobación del método de sensores redundantes se procede a probar el algoritmo, en el cual se muestra la respuesta de la señal de dos de los seis sensores simulados los cuales son el sensor 1 y el sensor 6, El sensor 1 se le introduce una distorsión gaussiana cada 15 porciento de la señal por medio del comando “awgn y en el sensor 6 cada 24 porciento, también se puede observar la respuesta del filtro de Kalman y la señal ideal como se puede ver en la figura 23.



*Figura 23 Grafica de las señales de los sensores 1 y 6, el filtro de Kalman y la señal ideal sensores redundantes.*

Como se puede visualizar en la figura 23 la señal del filtro de Kalman presenta un comportamiento continuo de 19.94°C muy parecida a la señal ideal la cual es de 20°C. De este modo se puede garantizar que el método de fusión de sensores redundantes genera la medida de la manera esperada.



*Figura 24 Errores de las señales método sensores redundantes.*

En la gráfica de la figura 24 se observa los errores del filtro de Kalman, de los sensores 1 y 6 con la señal ideal, como se puede ver el filtro de Kalman es la que presenta menor error, la cual tiene un comportamiento de una señal continua con valor de 0.028, a cambio el sensor 1 es una señal que presenta distorsiones entre el rango de -1 y 1 y el sensor 6 es una señal que presenta distorsiones entre el rango de -0.2 y 0.2. Lo que nos muestra claramente lo preciso que es el método de fusión de datos en sensores redundantes y lo confiable que es en comparación con los datos obtenidos de los sensores de manera individual.

En la tabla 2 se muestra los resultados de los errores RMS de cada una de los sensores y el filtro de Kalman con la señal ideal.

	<b>RMS</b>
<b>Sensor 1</b>	0,1891
<b>Sensor 2</b>	0,1524
<b>Sensor 3</b>	0,1291
<b>Sensor 4</b>	0,1053
<b>Sensor 5</b>	0,0764
<b>Sensor 6</b>	0,0623
<b>Kalman</b>	0,0565

*Tabla 2 Errores RMS de los sensores y Kalman sensores redundantes.*

## 7.2.RESULTADOS EN AMBIENTE REAL.

Después de comprobar el correcto funcionamiento de los algoritmos en las pruebas teóricas procedemos a realizar las pruebas prácticas en ambientes reales. Las cuales se realizan en dos etapas, en la primera se realizan mediciones de temperatura ambiente tomando como referencia las medidas proporcionadas por un equipo patrón y la segunda etapa es la toma de mediciones en un ambiente controlado.

### 7.2.1. PRUEBA MEDICIÓN TEMPERATURA AMBIENTE.

Para medición de la temperatura ambiente, se utiliza como medida referencia la suministrada por el equipo patrón de la figura 15. En esta prueba se utiliza los módulos XBee para la implementación de la comunicación ZIGBEE que comunican los datos adquiridos por la tarjeta Arduino al medio de desarrollo la cual es una computadora.

En la figura 25 se muestra la señal real, la respuesta del filtro de Kalman y la señal de dos de los seis sensores de temperatura, los cuales son el sensor 4 y el sensor 6.

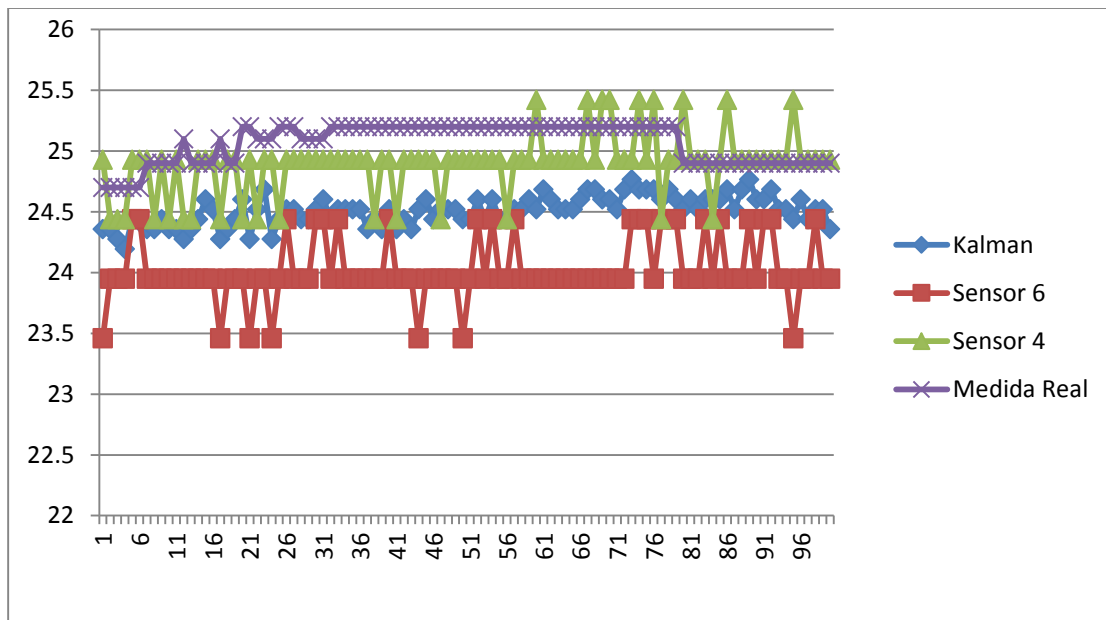
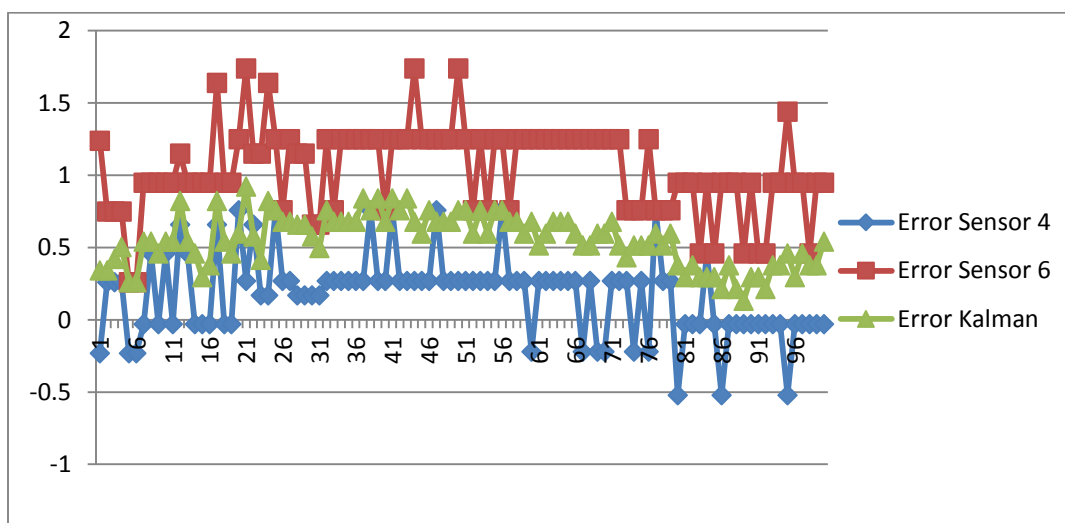


Figura 25 Señal filtro de Kalman, Medida Real y Sensor 4 y 6.

Observando los resultados se puede decir que los resultados obtenidos no son los que realmente se espera debido a que el sistema no se comporta de manera gaussiana. Lo cual hace que el comportamiento de la señal de filtro de Kalman no sea la más aproximada a la del equipo patrón, como se puede ver en las figuras 25. A pesar que el método de fusión no se comporta como el mejor de los sensores, su comportamiento presenta un bajo error justificando la necesidad de realizar la fusión, más aun cuando no se sabe cuál sensor es el de mejor exactitud.



*Figura 26 Errores de las señales método sensores redundantes práctica temperatura ambiente.*

En la figura 26 se muestra los errores del filtro de Kalman, de dos de los seis sensores los cuales son el sensor 4 y 6 con medida real. Donde se puede decir que el dispositivo que tiene mayor precisión es el sensor 6 y que el método del filtro de Kalman no se comporta de la manera esperada, debido que el sistema no se comporta de manera gaussiana. En la tabla 3 se muestra los resultados de los errores RMS de cada uno de los sensores de temperatura y del filtro de Kalman con respecto a los datos del equipo patrón.

	<b>RMS</b>
<b>Sensor 1</b>	0.0983
<b>Sensor 2</b>	0.1694235
<b>Sensor 3</b>	0.140734
<b>Sensor 4</b>	0.053857
<b>Sensor 5</b>	0.362361
<b>Sensor 6</b>	0.5875895
<b>Kalman</b>	0.1694155

*Tabla 3 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón.*



### 7.2.2. PRUEBA EN UN AMBIENTE CONTROLADO.

En la prueba de ambiente controlado se coloca al equipo prototipo en una cámara que se encarga de controlar la temperatura y la humedad interna. El procedimiento que se realiza es para la calibración de equipos de temperatura en el que se toman cuatro diferentes mediciones de temperaturas, con el fin de ver el comportamiento del equipo en diferentes condiciones, como se ve en la figura 16.

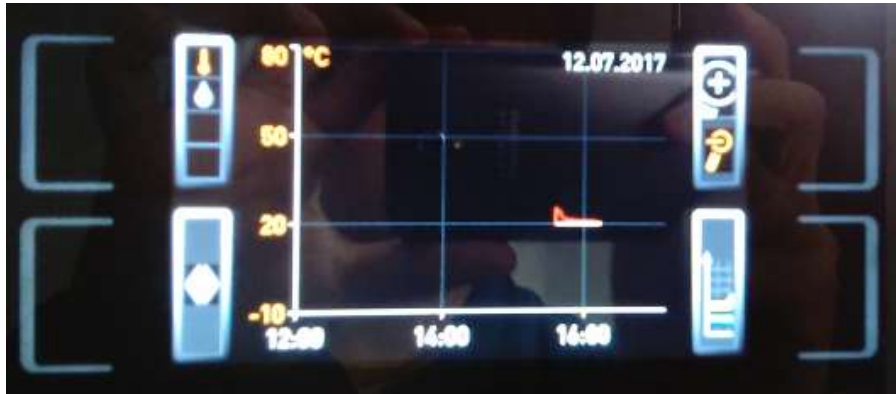
Las pruebas se llevaron a cabo en 20, 30, 40 y 20 grados Centígrados en los cuales la empresa de calibración toma la medición del equipo y los comprara con la registrada por dos equipos patrón a los cuales se les conoce su confiabilidad en la medida.

Como primer paso de este procedimiento realizamos la medición a una temperatura de 20°C. Para este paso se debe calibra la cámara a esta temperatura como se muestra en la figura 27.



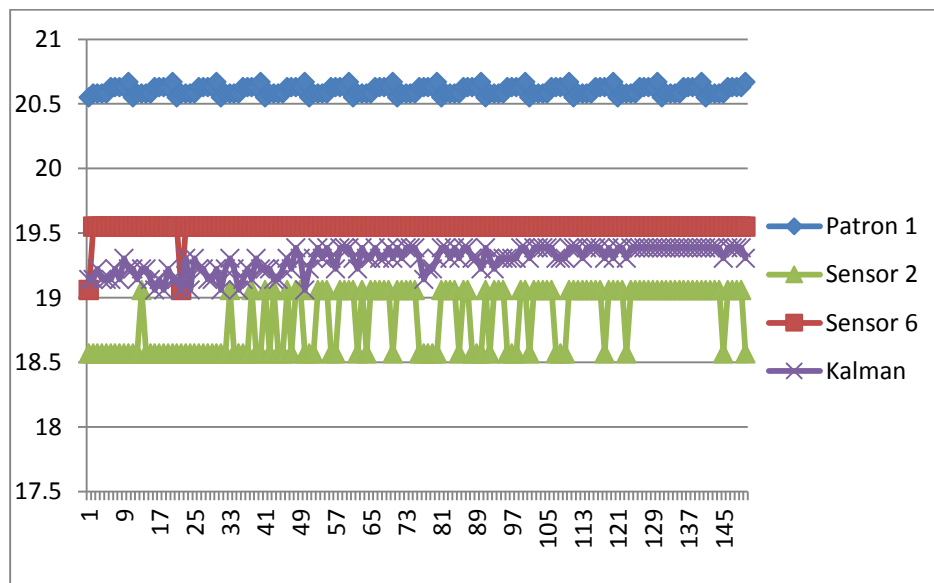
*Figura 27 Configuración de la cámara de calibración a 20°C.*

En la figura 28 se muestra la grafica del tiempo de estabilisacion de la camara, este tiempo es necesario para garantizar que la camara tenga la temperatura deseada.

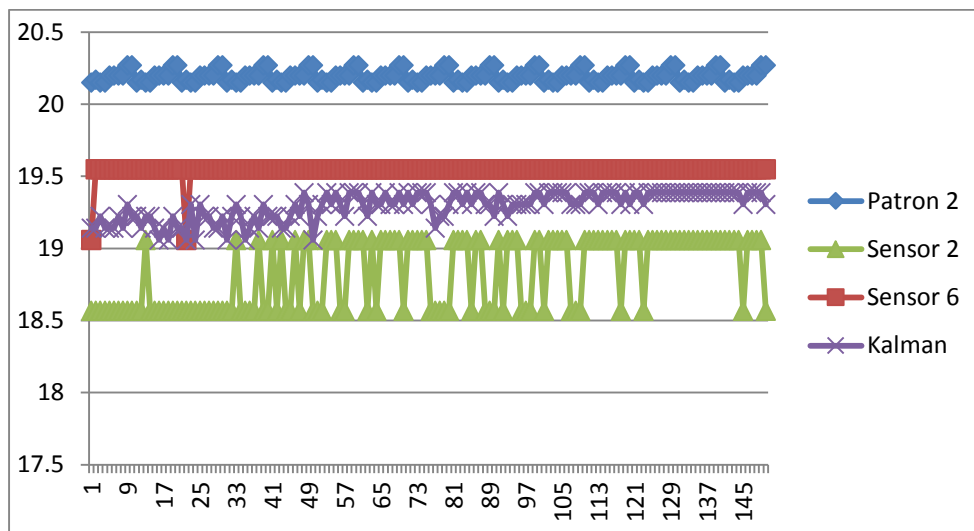


*Figura 28 Tiempo de estabilización a 20°C.*

Con la estabilización de la cámara procedemos a tomar las medidas de los seis sensores de temperatura y realizamos el procedimiento de fusión de sensores redundantes previamente explicados. En la figura 29 se muestra la respuesta de los sensores y del método de fusión, con la respuesta del equipo patrón 1 y en la figura 30 se comparan con la respuesta del equipo patrón 2.



*Figura 29 Respuesta de los sensores 2 y 6, filtro de Kalman y equipo patrón 1 a 20°C.*



*Figura 30 Respuesta de los sensores 2 y 6, filtro de Kalman y equipo patrón 2 a 20°C.*

En las figuras 29 y 30 se ve la respuesta de dos de los seis sensores de temperatura, los cuales son el sensor 2 el cual es el sensor que presenta la medición menos exactitud con respecto a la medición de los equipos patrones y el sensor 6 por el contrario es el sensor que más se asemeja al resultado de los equipos patrones y por último podemos ver la respuesta de equipo a través de la señal del filtro de Kalman como se puede ver no es la mejor señal debido que este sistema no se comporta de manera gaussiana como sería en un ambiente ideal, pero se puede ver la confiabilidad del método al tener una medida con mayor exactitud que alguno de los sensores implementados.

En la figura 31 y 32 se muestra los errores de dos de los seis sensores y del filtro de Kalman con relación a los equipos patrones

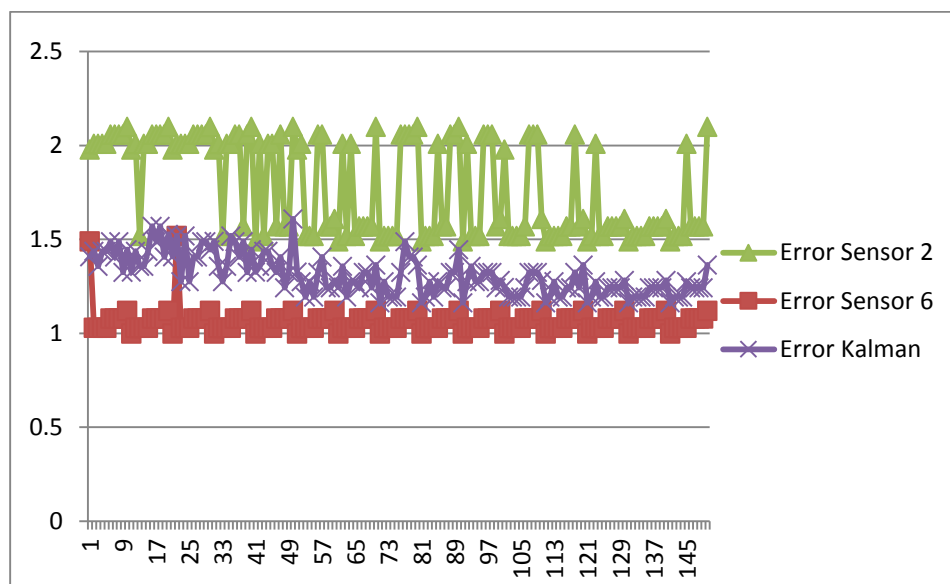


Figura 31 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 1 de 20°C.

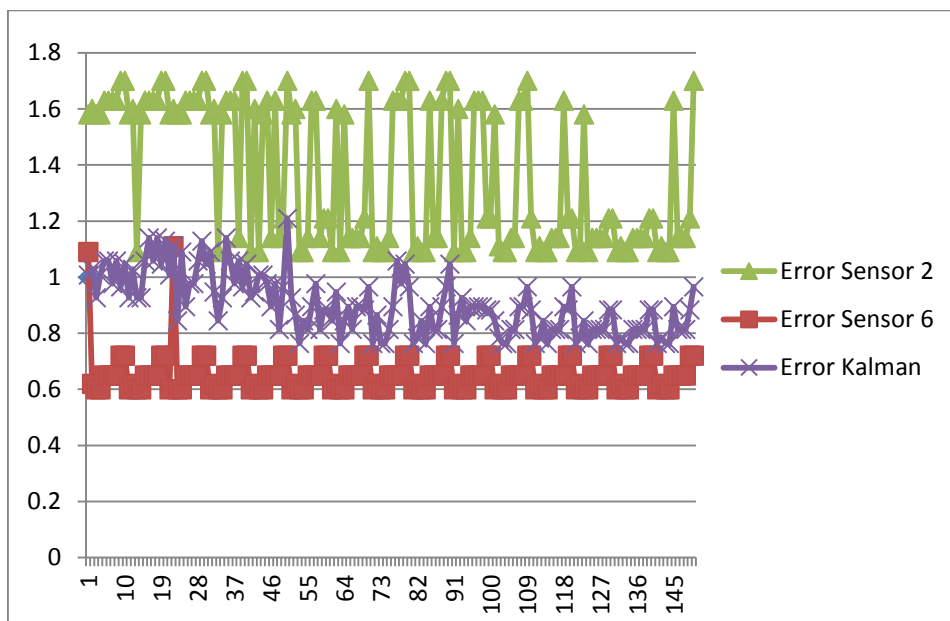


Figura 32 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 2 de 20°C.

En la tabla 4 se puede ver los errores RMS de los sensores y el filtro de Kalman con los resultados obtenidos por los equipos patrones. Como se puede ver en la tabla 4 los resultados del filtro de Kalman no es la señal con el menor error, pero se puede ver que el error del método es menor que la de algunos de los sensores.

	PATRÓN 1	PATRÓN 2
	RMS	RMS
Sensor 1	0,67315	0,288041
Sensor 2	1,606388	0,963278
Sensor 3	0,583137	0,226742
Sensor 4	0,774319	0,356772
Sensor 5	1,28369	0,713786
Sensor 6	0,566412	0,215146
Kalman	0,866726	0,412842

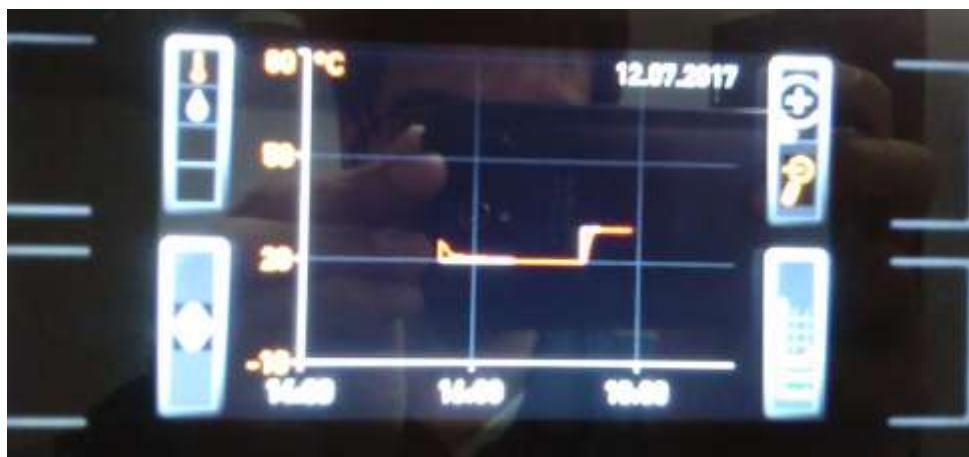
*Tabla 4 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón a 20°C.*

Luego procedimiento realizamos la medición a una temperatura de 30°C. Para este paso se debe calibrar la cámara a esta temperatura como se muestra en la figura 33



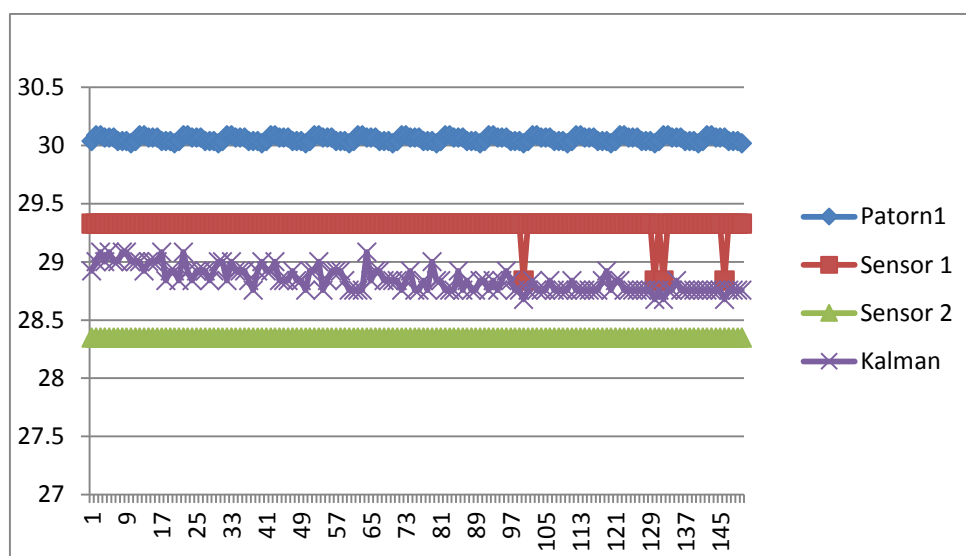
*Figura 33 Configuración de la cámara de calibración a 30°C.*

En la siguiente figura se muestra la grafica del tiempo de estabilisacion de la camara, el cual es necesario para tener una buena medicion sin erros de ambiente.



*Figura 34 Tiempo de estabilización a 30°C.*

Después que la cámara se estabilice procedenos a tomar la medida de los sensores y el filtro de Kalman con referencia a las medidas de los dos equipos patrones como se observa en la figura 35 y 36.



*Figura 35 Respuesta de los sensores 1 y 2, filtro de Kalman y equipo patrón 1 a 30°C.*

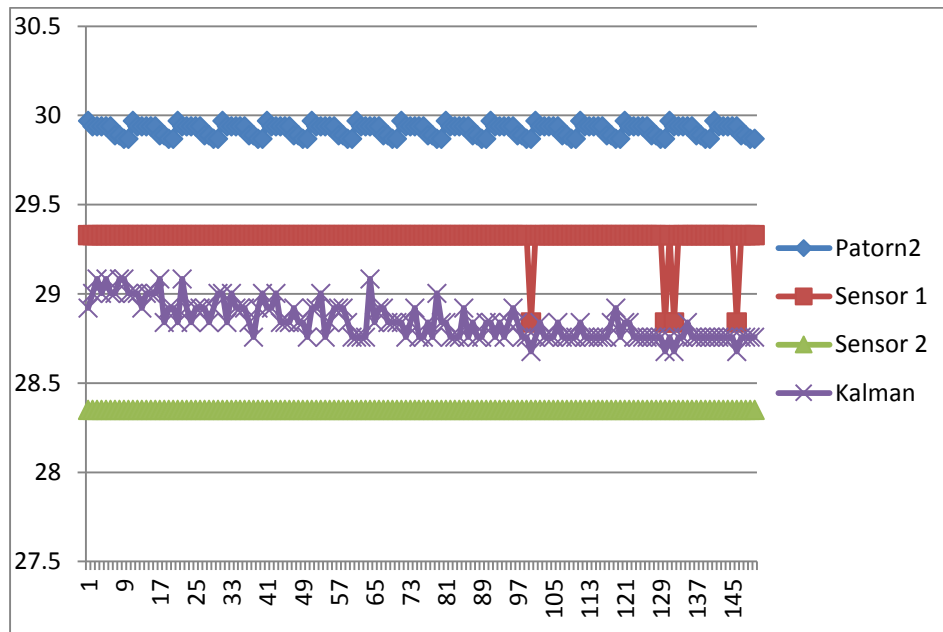


Figura 36 Respuesta de los sensores 1 y 2, filtro de Kalman y equipo patrón 2 a 30°C.

Luego procedemos a sacar los errores de las señales de los sensores y del filtro de Kalman como se muestra en las siguientes figuras.

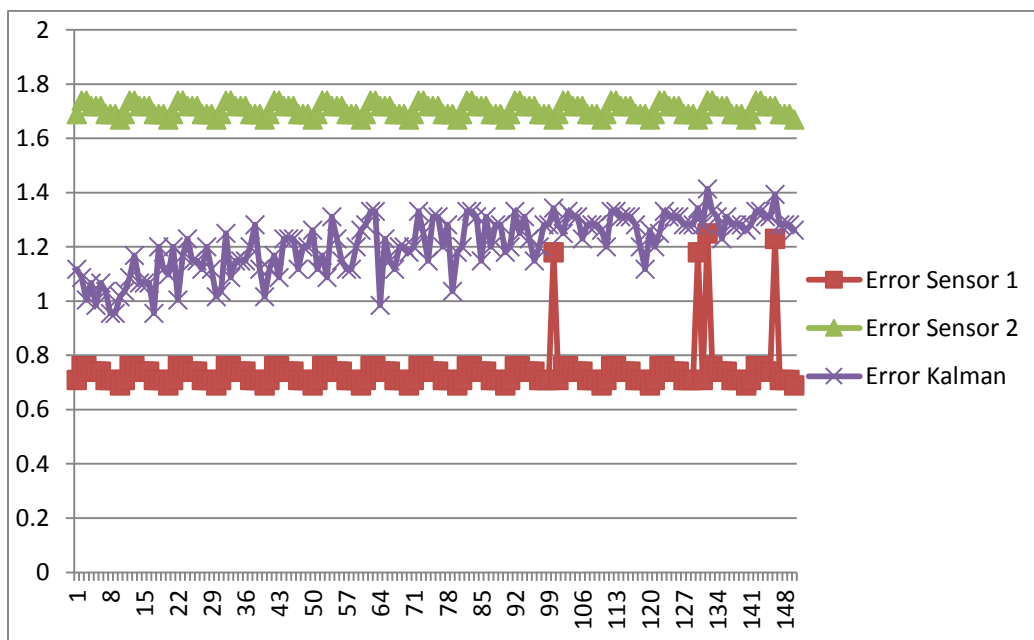
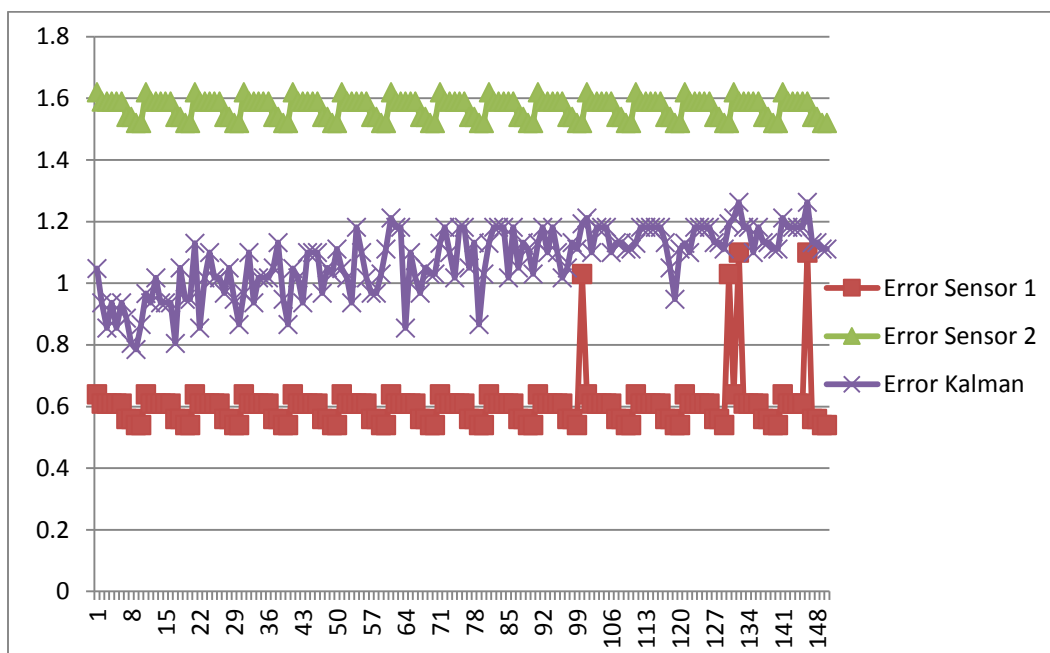


Figura 37 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 1 de 30°C.



*Figura 38 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 2 de 30°C.*

En la tabla 5 se muestra los resultados de los Errores RMS de los sensores de temperatura y del .filtro de Kalman contra los equipos patrones 1 y 2

	PATRÓN 1	PATRÓN 2
	RMS	RMS
<b>Sensor 1</b>	0.277134	0.184739
<b>Sensor 2</b>	1.457185	1.231445
<b>Sensor 3</b>	0.568651	0.434639
<b>Sensor 4</b>	0.702552	0.549855
<b>Sensor 5</b>	1.209049	1.007025
<b>Sensor 6</b>	0.581947	0.445975
<b>Kalman</b>	0.736607	0.579465

*Tabla 5 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón a 30°C.*

Luego procedimiento realizamos la medición a una temperatura de 40°C. Para este paso se debe calibra la cámara a esta temperatura como se muestra en la figura 39





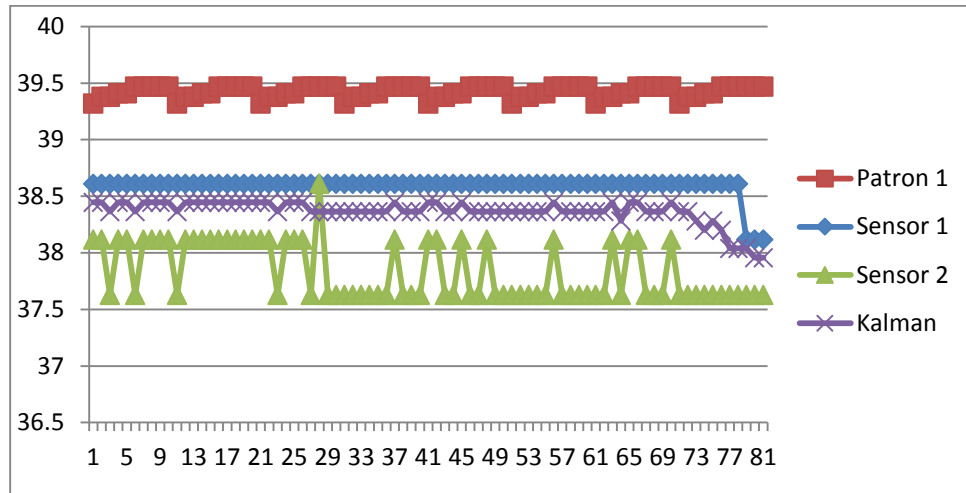
*Figura 39 Configuración de la cámara de calibración a 40°C.*

En la figura 40 se muestra la grafica del tiempo de estabilisacion de la camra, el cual es necesario para tener una buena medicion sin erros en el medio controlado.

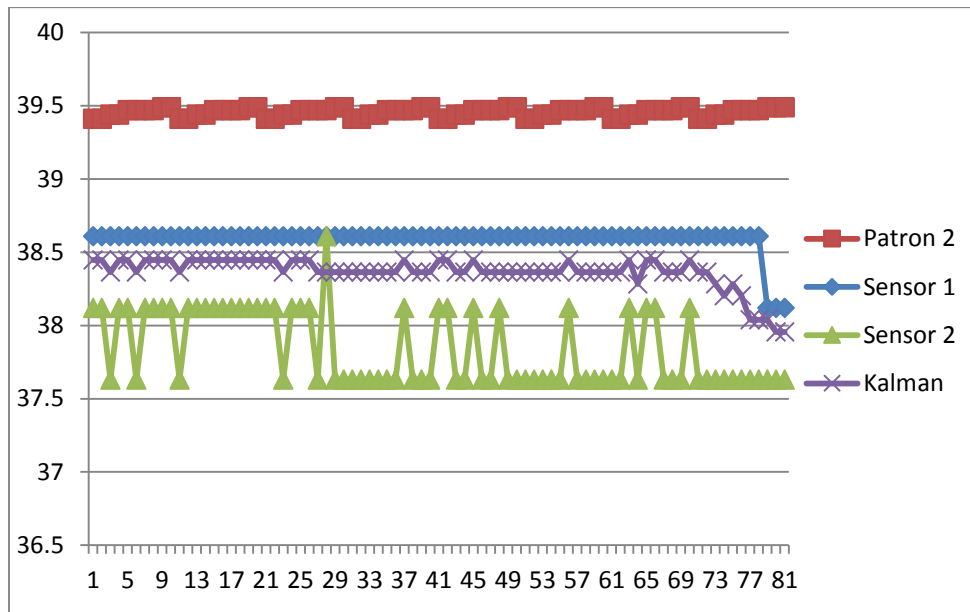


*Figura 40 Tiempo de estabilización a 40°C.*

Luego que la cámara se estabilice procedenos a tomar la medida de dos de los seis sensores de temperatura, los cuales son el sensor 1 el cual representa la señal con mayor exactitud y el sensor 2 la cual tiene la mayor imprecisión con respecto a los equipos patrones, también tomamos la medida del filtro de Kalman y las medidas de los dos equipos patrones como se observa en la figura 41 y 42.

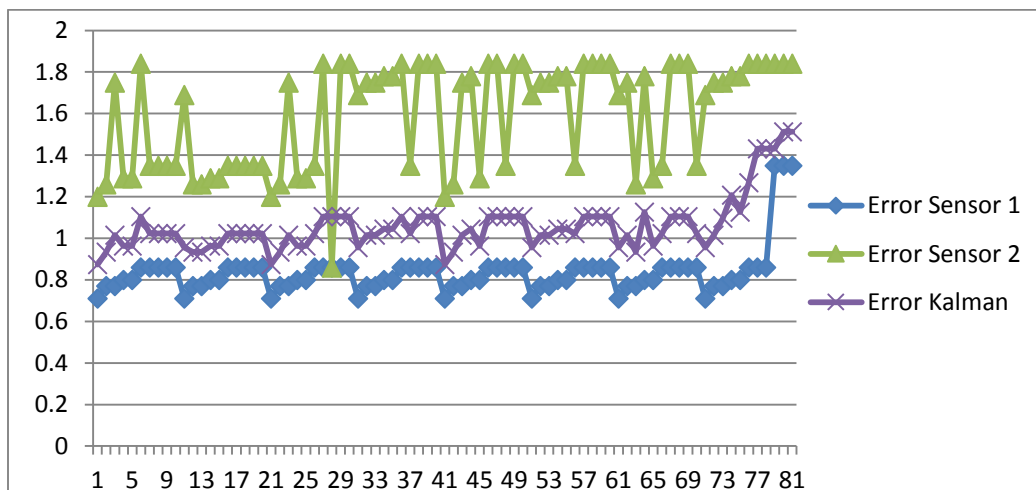


*Figura 41 Respuesta de los sensores 1 y 2, filtro de Kalman y equipo patrón 1 a 40°C.*

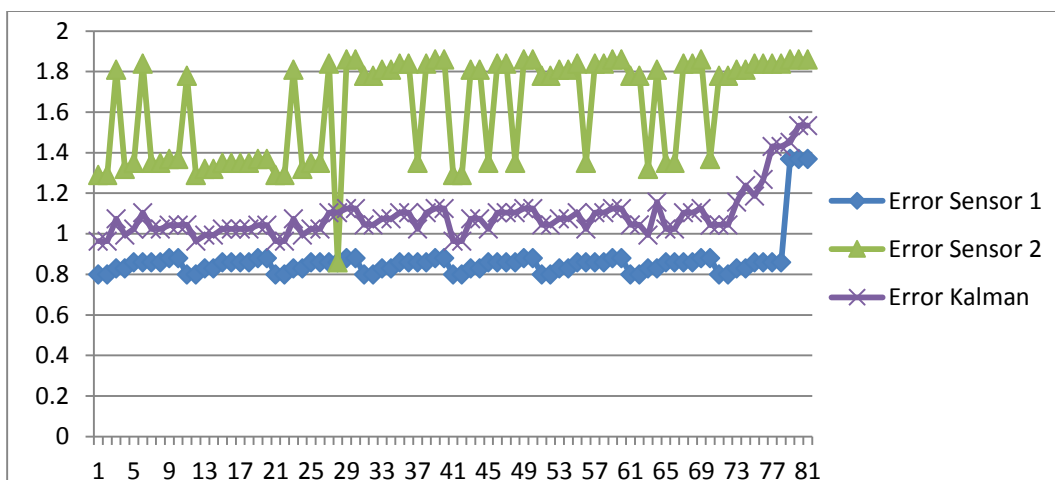


*Figura 42 Respuesta de los sensores 1 y 2, filtro de Kalman y equipo patrón 2 a 40°C.*

Luego procedemos a sacar los errores de las señales de sensores y del filtro de Kalman con respecto a las medidas de los equipos patrones como se muestra en las siguientes figuras.



*Figura 43 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 1 de 40°C.*



*Figura 44 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 2 de 40°C.*

En la tabla 6 se muestra los resultados de los errores RMS de los sensores de temperatura y del .filtro de Kalman contra los equipos patrones.

	PATRÓN 1	PATRÓN 2
	RMS	RMS
<b>Sensor 1</b>	0.353898	0.379024
<b>Sensor 2</b>	1.297087	1.346048
<b>Sensor 3</b>	0.373951	0.399077
<b>Sensor 4</b>	0.399419	0.425271
<b>Sensor 5</b>	0.923296	0.96409
<b>Sensor 6</b>	0.3836	0.408726
<b>Kalman</b>	0.782125	0.817639

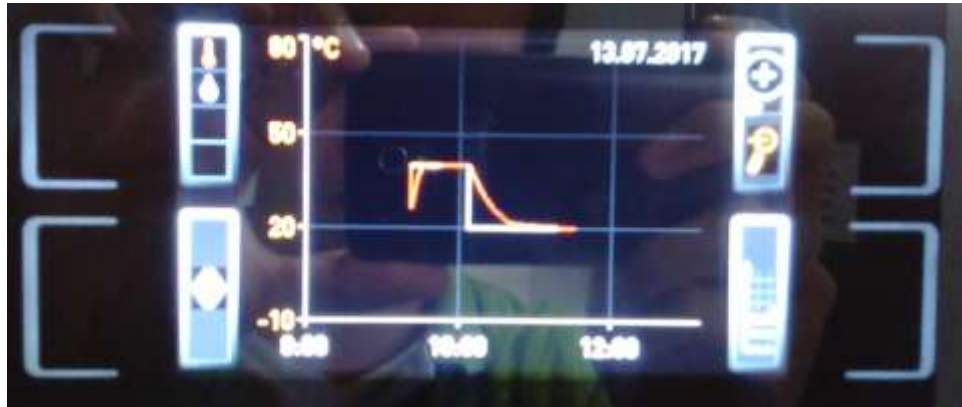
*Tabla 6 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón a 40°C.*

Por ultimo procedimos a tomar de nuevo la medida 20°C para comprobar cómo se comportan los sensores cuando se descenden la temperatura, para esto se vuelve a configurar la cámara a una temperatura de 20°C como se muestra en la siguientes figura.



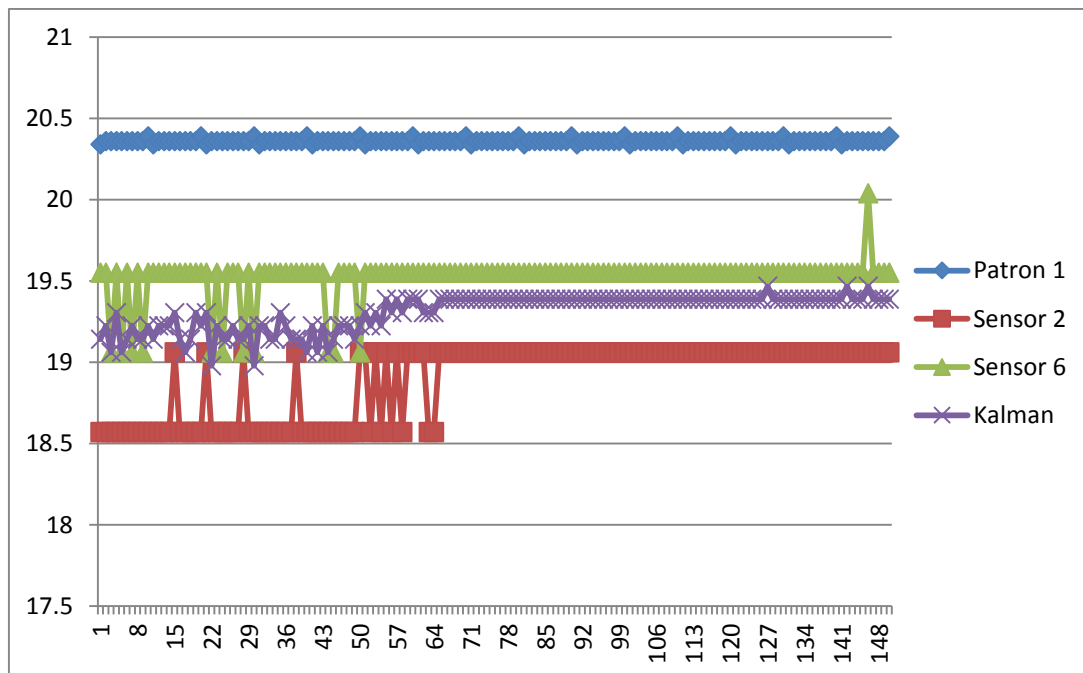
*Figura 45 Configuración de la cámara de calibración a 20°C.*

Como se puede observar en la figura 46 se puede ver que el tiempo de estabilización de la cámara de pasar de una temperatura de 40°C a la temperatura de 20°C.



*Figura 46 Tiempo de estabilización a 20°C.*

Luego que la cámara se estabilice procedenos a tomar la medida de dos de los seis sensores de temperatura, los cuales son el sensor 6 el cual representa la señal con mayor exactitud y el sensor 2 la cual tiene la mayor imprecisión con respecto a los equipos patrones, también tomamos la medida del filtro de Kalman y las medidas de los dos equipos patrones como se observa en la figura 47 y 48.



*Figura 47 Respuesta de los sensores 2 y 6, filtro de Kalman y equipo patrón 1 a 20°C.*

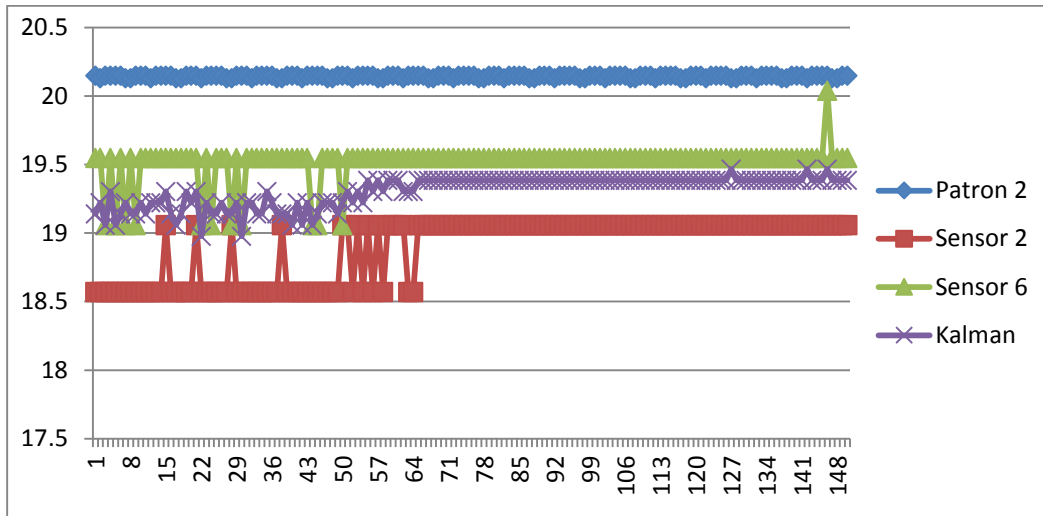


Figura 48 Respuesta de los sensores 2 y 6, filtro de Kalman y equipo patrón 2 a 20°C.

Luego procedemos a sacar los errores de las señales de sensores y del filtro de Kalman como se muestra en las siguientes figuras.

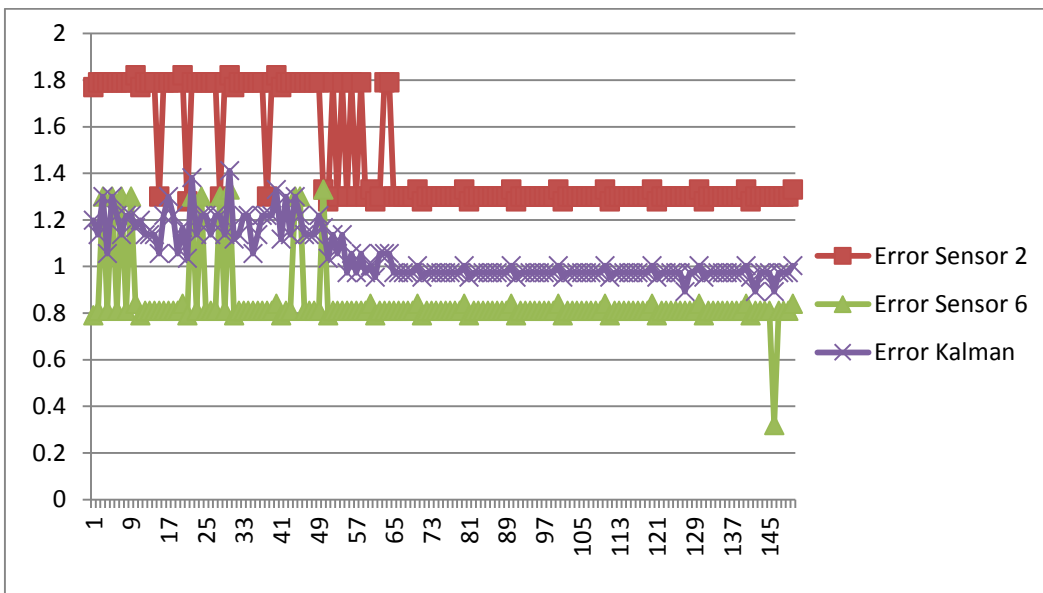
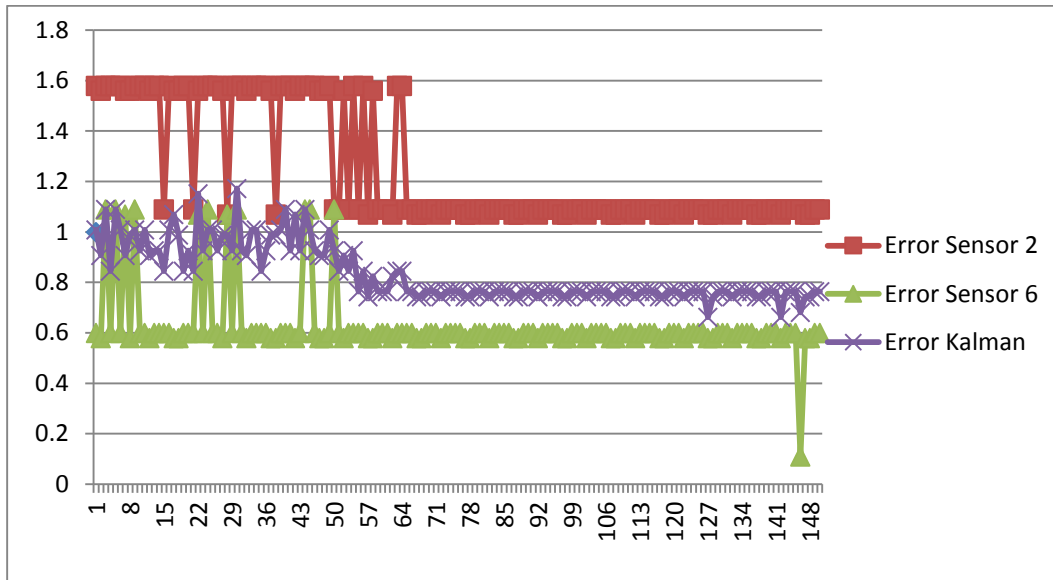


Figura 49 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 1 de 20°C.



*Figura 50 Error de los sensores y Kalman con el Equipo Patrón 2 de 20°C.*

En la tabla 7 se muestra los resultados de los Errores RMS de los sensores de temperatura y del .filtro de Kalman contra los equipos patrones.

	PATRÓN 1	PATRÓN 2
	RMS	RMS
<b>Sensor 1</b>	0.375458	0.213683
<b>Sensor 2</b>	1.103892	0.809001
<b>Sensor 3</b>	0.401428	0.233839
<b>Sensor 4</b>	0.463299	0.283263
<b>Sensor 5</b>	0.873331	0.61091
<b>Sensor 6</b>	0.365185	0.205468
<b>Kalman</b>	0.557532	0.35313

*Tabla 7 Valores RMS de los sensores y filtro de Kalman contra equipo patrón a 20°C.*

Como se puede observar los resultados de las pruebas en ambientes reales no son los que esperamos debido que en la medición de los resultados del filtro de Kalman no son los de mayor precisión. Estos resultados se deben a que los sistemas no se comportan de la manera gaussiana como era esperado, pero se puede decir que la señal de Kalman continua siendo muy exacta debido que presenta menor error que algunas de las mediciones registradas por algunos de los sensores.

## 8. CONCLUSIONES

En la simulación del método de fusión de sensores multi-frecuencia se puede concluir que la señal generada tiene la resolución del sensor que presenta una frecuencia de muestreo más grande y un error en la señal que es comparada con la presentada por el sensor más preciso. Esto se debe a que en el método de fusión que se implementa es el filtro de Kalman al cual se le van introduciendo los datos de cada sensor apenas son adquiridos y se toman un dato por cada tiempo de muestreo.

En la simulación del método de fusión de sensores redundantes se puede concluir que la señal generada tiene un error menor que la señal generada por el sensor más preciso. Esto es debido que el método de fusión que se implementa es el de intersección de covarianzas, en cual garantiza una mayor exactitud al aplicar el método de covarianza a cada una de los sensores previamente pasados por el filtro de Kalman y después aplicando el método de intersección.

El método de fusión de sensores con el procedimiento del filtro de Kalman no funciona de manera óptima para sistemas no gaussianas, para estos sistemas es recomendable implementar otro procedimiento.

Se comprueba la validación de la metodología para la fusión de datos con el método del filtro de Kalman. En este método es muy importante conocer la precisión de los sensores que va implementar, debido que si uno de los sensores es muy impreciso es recomendable sacarlo e implementar la metodología sin este sensor, con el fin de que no distorsione la señal del filtro de Kalman y que garantice su precisión.



## **9. TRABAJOS FUTUROS**

Con base al proyecto realizado se pueden plantear nuevos trabajos de investigación futuros como es en caso de variación en el número de sensores para verificar en comportamiento del filtro de Kalman y saber que tanto mejoran la exactitud de la señal al aumentar el número de sensores.

También se plantean nuevos puntos de trabajos al considerar nuevos métodos de fusión de sensores que garanticen la exactitud y que brinden confiabilidad en los sistemas de comportamiento no gaussiano

## 10. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Cheng, Q., et al. Distributed fault detection with correlated decision fusion. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 45, 4 (2009), 1448—1465.
- [2] Nagla, K.S.; Uddin, M.; Singh, D.; Kumar, R.; , "Object identification in dynamic environment using sensor fusion," *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR), 2010 IEEE 39th*, vol., no., pp.14, 1315 Oct. 2010.
- [3] OlfatiSaber, R.; Shamma, J.S.; , "Consensus Filters for Sensor Networks and Distributed Sensor Fusion," *Decision and Control, 2005 and 2005 European Control Conference. CDCECC 05. 44th IEEE Conference on*, vol., no., pp. 66986703, 1215 Dic. 2005.
- [4] Fleming, A.J.; Wills, A.; Moheimani, S.O.R.; , "Sensor fusion for improved control of piezoelectric tube scanners," *Advanced intelligent mechatronics, 2007 IEEE/ASME international conference on*, vol., no., pp.16, 47 Sept. 2007.
- [5] Sakurai, Y.; Takada, K.; Kawabe, T.; Tsuruta, S.; , "Biological Sensor Fusion Using Sensor Reliability Evaluation for Situation Assessment," *SignalImage Technology and InternetBased Systems (SITIS), 2010 Sixth International Conference on*, vol., no., pp.107113, 1518 Dic. 2010.
- [6] Qi Cheng; Varshney, P.K.; Belcastro, C.M.; , "Fault detection in dynamic systems via decision fusion," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol.44, no.1, pp.227242, 2008.
- [7] DurrantWhyte, H.; , "Data Fusion in Sensor Networks," *Video and Signal Based Surveillance, 2006. AVSS '06. IEEE International Conference on*, vol., no., pp.39, Nov. 2006.
- [8] Fernandez Norvelis, Fernandez David, SEnsores y Transmisores Analogicos, 2017 [fecha de consulta: 17 de febrero 2017], <<https://es.slideshare.net/acpicegudomonagas/sensores-y-transmisores-analogicos-unidad-ii-ici-scm>>
- [9] Kanchumarchy, V., and Viswanathan, R. Performance of decentralized detection in large sensor networks: Impact of different binary modulation schemes and fading in sensortofusion center link. In *Proceedings of the Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, Monticello, IL, Sept. 2005, 916—925.
- [10] Jinseok Lee; Sangkil Jung; Yuntai Kyong; Xi Deng; Sangjin Hong; WeDuke Cho; , "Data traffic analysis in wireless fusion network with multiple sensors," *Circuits and Systems, 2007. MWSCAS 2007. 50th Midwest Symposium on*, vol., no., pp.12171220, 2007.
- [11] Kanchumarchy, V., and Viswanathan, R. Performance of decentralized detection in large sensor networks: Impact of different binary modulation schemes and fading in sensortofusion center link. In *Proceedings of the Allerton Conference on Communication, Control, and Computing*, Monticello, IL, Sept. 2005, 916—925.

- [12] Grewal, M. S. y A. P. Andrews. *Kalman Filtering: Theory and Practice Using Matlab*. John Wiley & Sons, 2001.
- [13] Welch, G. y G. Bishop: *An Introduction to the Kalman Filter*, 2017 [fecha de consulta: 15 de febrero 2017]. <<http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/>>.
- [14] Julier, S., J. Uhlmann y H. Durrant-Whyte: *A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators*. Automatic Control, IEEE Transactions on, 45:477–482, mar 2000.
- [15] J. G. Díaz, A. M. Mejía y F. Arteaga, *Aplicación de los filtro de Kalman a sistemas de Control*, 2001.
- [16] Haykin S, *Cognition is the Key to the Next Generation of Radar Systems*, 2009.
- [17] D. Abeijón (2007), FUSION DE DATOS, 2017 [fecha de consulta: 15 de febrero 2017]. <<https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099.1/4376/03.pdf?sequence=28>>
- [18] Leonardo Marín Paniagua, Universidad Politécnica De Valencia Departamento De Ingeniería De Sistemas y Automática Master En Automática e Informática Industrial, 2017 [fecha de consulta: 15 de febrero 2017] <[https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/15617/TESINA\\_LeonardoMarin.pdf?sequence=1](https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/15617/TESINA_LeonardoMarin.pdf?sequence=1)>.
- [19] D. Titterton and J. L. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology*. American Institute of Aeronautics and Astronomy (AIAA), 2004.
- [20] Andrés Mauricio Castro Pescador, Fusión Sensórica INS/ GPS para Navegación en Plataformas Móviles. 2017 [fecha de consulta: 17 de febrero 2017] <<http://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/10654/11374/1/CastroPescadorAndresMauricio2013.pdf>>
- [21] MEDIRTEMPERATURA.COM. [fecha de consulta: 31 de mayo 2017] <<http://medirtemperatura.com/sensor-temperatura.php>>.
- [22] TEXAS INSTRUMENTS. *LM35 Precision Centigrade Temperature Sensors*. [Fecha de consulta: 31 de mayo 2017]. <<http://www.ti.com/lit/ds/symlink/lm35.pdf>>.
- [23] NATIONAL INSTRUMENTS. *Adquisición de Datos*. [Fecha de consulta: 31 de mayo 2017]. <<http://www.ni.com/data-acquisition/what-is/esa/>>.
- [24] ARDUINO.cl. *Arduino Mega 2560*. [Fecha de consulta: 31 de mayo 2017]. <<http://arduino.cl/arduino-mega-2560/>>.

[25] COLABORADORES DE WIKIPEDIA. Base de datos [en línea]. Wikipedia, La enciclopedia libre, 2017 [fecha de consulta: 20 de febrero 2017] <<https://es.wikipedia.org/wiki/ZigBee>>.

[26] COLABORADORES DE WIKIPEDIA. Base de datos [en línea]. Wikipedia, La enciclopedia libre, 2017 [fecha de consulta: 20 de febrero 2017] <<https://es.wikipedia.org/wiki/Covarianza>>.

[27] COLABORADORES DE WIKIPEDIA. Base de datos [en línea]. Wikipedia, La enciclopedia libre, 2017 [fecha de consulta: 31 de mayo 2017] <<https://es.wikipedia.org/wiki/Varianza>>.

[28] Andrés Felipe Calvo Salcedo; *Filtro de Kalman; Grupo de Control e Instrumentación Rama de Visión por Computadora; Universidad Tecnológica de Pereira*; [16 de octubre de 2012].

[29] Y. Jiang, J. Xiao; *Target Tracking Based On A Multi-Sensor Covariance Intersection Fusion Kalman Filter*; *Engineering Review*, Vol. 34, Issue 1, 47-54, 2014.